



Identification automatisée des espèces d'arbres dans des scans laser 3D réalisés en forêt

Ahlem Othmani

► To cite this version:

Ahlem Othmani. Identification automatisée des espèces d'arbres dans des scans laser 3D réalisés en forêt. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Bourgogne, 2014. Français. NNT : 2014DIJOS012 . tel-01136693

HAL Id: tel-01136693

<https://theses.hal.science/tel-01136693>

Submitted on 27 Mar 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



SPIM

Thèse de Doctorat



école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques

U N I V E R S I T É D E B O U R G O G N E

Identification automatisée des espèces d'arbres dans des scans lasers 3D réalisés en forêt

 Ahlem OTHMANI

SPIM

Thèse de Doctorat



école doctorale sciences pour l'ingénieur et microtechniques
U N I V E R S I T É D E B O U R G O G N E

THÈSE

présentée par Ahlem OTHMANI

pour obtenir le Grade de Docteur de l'Université de Bourgogne

Discipline : Instrumentation et Informatique de l'Image

Soutenue le 26 mai 2014 devant le Jury composé de

Fabrice MERIAUDEAU	Professeur, Université de Bourgogne	Président du jury
Mohamed DAOUDI	Professeur, Télécom Lille 1	Rapporteur
Richard FOURNIER	Professeur, Université de Sherbrooke	Rapporteur
Nozha BOUJEMAA	Directrice de Recherche, INRIA Saclay Ile-de-France	Examineur
Atila BASKURT	Professeur, INSA de Lyon	Examineur
Lew F.C. LEW YAN VOON	Maître de conférences HDR, Université de Bourgogne	Directeur de thèse
Alexandre PIBOULE	Docteur Ingénieur de Recherche, ONF Pôle R&D de Nancy	Co-encadrant
Christophe STOLZ	Maître de conférences HDR, Université de Bourgogne	Co-encadrant

*Je dédie cette thèse à une personne
qui m'est très chère: Jean-Pierre
Villain, sans le soutien duquel je ne
serais pas là où j'en suis
aujourd'hui.*

Remerciements

Cette thèse a été réalisée au Laboratoire Le2i et au Pôle Recherche & Développement de l'Office National des Forêts (ONF) entre février 2011 et mai 2014. Elle a bénéficié d'un cofinancement du Conseil Régional de Bourgogne et de l'ONF sous les contrats N° 2010 9201AAO048S06469 et N° 2010 9201CPERO007S06470.

En premier lieu, je remercie chaleureusement Monsieur le Professeur Fabrice MERIAUDEAU, directeur du LE2I, pour m'avoir accueillie au sein du laboratoire et m'avoir offert les meilleures conditions de travail.

Mes remerciements s'adressent, ensuite, à Monsieur Alexandre PIBOULE, ingénieur de recherche à l'ONF, responsable du projet d'automatisation de l'inventaire forestier au sein de l'ONF et de développement du logiciel Computree. A ce titre, il a participé à l'encadrement et la direction de ma thèse. Un grand merci pour ses remarques constructives par téléphone ou par mail, pour la confiance qu'il m'a accordée afin de mener à bien mes travaux et pour m'avoir accueillie plusieurs fois à l'ONF de Nancy. Sans lui, cette thèse eût été impossible.

Par ailleurs, je tiens à remercier sincèrement Messieurs Lew F.C. LEW YAN VOON et Christophe STOLZ qui ont assuré la direction et l'encadrement de mes travaux au sein du laboratoire Le2i, durant ces trois années. Leurs encouragements, leur soutien et la confiance qu'ils ont su m'accorder m'ont permis d'atteindre les principaux objectifs de cette thèse.

Je voudrais aussi adresser mes remerciements à Monsieur Mohamed DAOUDI, professeur à Télécom Lille 1 et à Monsieur Richard FOURNIER, professeur à l'université de Sherbrooke, pour avoir accepté de juger ces travaux en qualité de rapporteurs.

Mes remerciements vont, également, à Madame Nozha BOUJEMAA, directrice de recherche INRIA, Monsieur Fabrice MERIAUDEAU, professeur à l'université de Bourgogne et Monsieur Atilla BASKURT, professeur à l'INSA de Lyon pour m'avoir fait l'honneur de participer au jury de soutenance.

Je souhaite vivement remercier Monsieur Thierry CONSTANT pour avoir participé à mon comité de suivi de thèse, pour son aide et sa disponibilité de tous les instants.

Je tiens, également, à exprimer ma gratitude à tous ceux qui ont pu participer, tant d'un point de vue scientifique qu'humain, à ce travail. Tout d'abord, un grand merci à tout le département R&D de l'ONF à Nancy surtout Pascal GEORGE, David BASTIEN et Jean-Pierre RENAUD, et ses collaborateurs pour leur esprit d'équipe et leur interaction régulière pendant cette thèse ! Merci à eux, à Céline ROUDET pour m'avoir donné l'occasion de collaborer avec elle afin de définir la notion de rugosité des maillages surfaciques à l'aide des ondelettes 3D, ainsi qu'à Nicolas LOMENIE pour sa collaboration, son suivi régulier et ses remarques pertinentes depuis mon stage de master au sein du laboratoire IPAL et durant ma thèse doctorale.

Je tiens aussi à associer à mes remerciements tous les enseignants-chercheurs et doctorants du laboratoire Le2i, tous les collègues du département GEII et les agents de l'IUT du Creusot pour la bonne ambiance, leur bonne humeur et

leurs marques d'amitié ; et, tout particulièrement, Messieurs Olivier AUBRETON, Eric FAUVET et Olivier LALIGENT pour leur gentillesse, leur générosité, leur esprit d'équipe et pour avoir financé certaines missions que j'ai accomplies en France.

Je ne saurais passer sous silence ma reconnaissance et ma gratitude à tous les enseignants et encadrants qui, depuis le début de ma scolarité, m'ont donné le goût des études et m'ont permis de persévérer dans la voie que je m'étais fixée.

Bien évidemment, je ne pourrais terminer sans remercier chaleureusement mes amis, particulièrement Jacques Moly, et ma famille, ma mère surtout, qui a sacrifié sa vie pour mes sœurs et moi-même, après le décès de mon père ; elle a toujours cru en moi et m'a soutenue jusqu'au bout.

Table des matières

REMERCIEMENTS	V
----------------------------	----------

CHAPITRE 1. INTRODUCTION	1
---------------------------------------	----------

1.1 INTRODUCTION.....	3
1.2 LA FORET ET SA GESTION EN FRANCE	4
1.3 PRESENTATION DE L'ONF	7
1.4 INVENTAIRE FORESTIER	8
1.4.1 INVENTAIRE FORESTIER NATIONAL	8
1.4.2 INVENTAIRE D'AMENAGEMENT (ONF)	10
1.5 LE LIDAR ET SES APPLICATIONS DANS LE DOMAINE FORESTIER.....	10
1.5.1 LA TECHNOLOGIE LiDAR	10
1.5.2 ESTIMATION DES VARIABLES DE L'INVENTAIRE FORESTIER A PARTIR DE DONNEES T-LIDAR	15
1.6 OBJECTIFS ET PLAN DE LA THESE	16

CHAPITRE 2. IDENTIFICATION DES ESPECES D'ARBRES : DE LA NATURE A L'INFORMATIQUE	19
--	-----------

2.1 INTRODUCTION.....	21
2.2 COMMENT IDENTIFIER LES ESPECES	22
2.2.1 LES CRITERES DE RECONNAISSANCE.....	23
2.3 LES SOURCES DE VARIABILITE NATURELLE.....	29
2.3.1 VARIABILITE GENETIQUE	29
2.3.2 L'AGE	31
2.3.3 ACCIDENTS NATURELS	31
2.3.4 LA STATION	32
2.3.5 LA SYLVICULTURE ET LA CONCURRENCE	32
2.4 TECHNIQUES DE RECONNAISSANCE DES ESPECES D'ARBRES.....	33
2.4.1 IDENTIFICATION A PARTIR DES IMAGES DE FEUILLES	33
2.4.2 IDENTIFICATION A PARTIR D'IMAGES DE L'ECORCE	34
2.4.3 IDENTIFICATION DES ESPECES D'ARBRES A PARTIR DE DONNEES T-LIDAR	35
2.5 NOTRE APPROCHE : CRITERES ET ARGUMENTATION DES CHOIX EFFECTUES	35
2.6 CONCLUSION	41

CHAPITRE 3. MATERIEL, OUTILS LOGICIELS ET DONNEES.....	43
---	-----------

3.1 INTRODUCTION.....	45
3.2 SYSTEMES D'ACQUISITION UTILISES	45
3.2.1 FARO PHOTON 120	45
3.2.2 FARO FOCUS3D	46
3.3 OUTILS LOGICIELS POUR LE TRAITEMENT DES NUAGES DE POINTS	47

3.4	PLAN D'ECHANTILLONNAGE	48
3.4.1	PLACETTES ET SCANS.....	48
3.4.2	EXTRACTION DES PATCHS.....	49
3.4.3	BASE DES PATCHS	49
3.4.3.1	Choix des essences étudiées.....	49
3.4.3.2	Tester différentes catégories de diamètre ou d'âge	50
3.4.3.3	Distance au scanner et occlusion.....	51
3.4.3.4	Plusieurs patchs par arbre	51
3.5	LES DONNEES A TRAITER.....	53
3.5.1	PASSER EN INFORMATION DE PROFONDEUR	54
3.5.2	IMAGE DE PROFONDEUR.....	56
3.5.3	REDUCTION DE DIMENSION	57
3.6	CONCLUSION	60

CHAPITRE 4. APPROCHE BASEE SUR L'ANALYSE MULTI-RESOLUTION DE LA TEXTURE PAR ONDELETES ET CONTOURLETS61

4.1	INTRODUCTION.....	63
4.2	ANALYSE MULTI-RESOLUTION DE LA TEXTURE PAR ONDELETES ET CONTOURLETS.....	63
4.3	EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES TEXTURALES A PARTIR DES SOUS-IMAGES RESULTANTES DES TRANSFORMEES EN ONDELETES ET EN CONTOURLETS	69
4.4	CLASSIFICATION DES CARACTERISTIQUES TEXTURALES	70
4.4.1	CHOIX DU CLASSIFIEUR	70
4.4.2	SELECTION DES CARACTERISTIQUES BASEE SUR LEUR IMPORTANCE	72
4.5	RESULTATS DE CLASSIFICATION	74
4.5.1	METHODE D'EVALUATION.....	74
4.5.2	DBH DE 20 CM	74
4.5.3	DBH DE 30 CM	75
4.5.4	DBH DE 45 CM	75
4.5.5	CLASSIFICATION TOUS DBH CONFONDUS	76
4.6	CONCLUSION	77

CHAPITRE 5. APPROCHE BASEE SUR LE SEUILLAGE.....79

5.1	INTRODUCTION.....	81
5.2	SEGMENTATION BASEE SEUILLAGE	81
5.3	EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES A PARTIR DES IMAGES SEGMENTEES A L'AIDE DE L'APPROCHE FONDEE SUR LE SEUILLAGE	83
5.4	RESULTATS DE CLASSIFICATION	83
5.4.1	DBH DE 20 CM	83
5.4.2	DBH DE 30 CM	84
5.4.3	DBH DE 45 CM.....	84
5.4.4	TOUS LES DBH (20, 30, 45 CM)	85
5.5	CONCLUSION	85

CHAPITRE 6. APPROCHE HYBRIDE FONDEE SUR UNE SEGMENTATION PAR LIGNE DE PARTAGE	
DES EAUX	87
6.1 INTRODUCTION.....	89
6.2 SEGMENTATION HYBRIDE	89
6.2.1 PRETRAITEMENT	89
6.2.2 SEGMENTATION INITIALE	90
6.2.3 FUSION DES REGIONS SUR LA BASE DE LA FAIBLESSE DES CONTOURS	91
6.3 RESULTATS DE CLASSIFICATION	92
6.3.1 DBH DE 20 CM	92
6.3.2 DBH DE 30 CM	93
6.3.3 DBH DE 45 CM	94
6.3.4 DBH DE 20, 30, 45 CM	94
6.4 CONCLUSION	95
CHAPITRE 7. APPROCHE FONDEE SUR LA SEGMENTATION « BURST WIND SEGMENTATION »	
APPLIQUEE A DES CARTES 3D DES HAUTEURS	97
7.1 INTRODUCTION.....	99
7.2 ALGORITHME « BURST WIND SEGMENTATION »	99
7.2.1 SEGMENTATION PAR LIGNE DE PARTAGE DES EAUX APPLIQUEE AUX DONNEES 3D.....	99
7.2.2 METHODOLOGIE	101
7.2.2.1 Clustering et fusion	103
7.2.2.2 Minima locaux ou ensemble de marqueurs	104
7.2.3 RESULTATS QUALITATIFS ET PARAMETRAGE DE L'ALGORITHME « BURST WIND SEGMENTATION »	105
7.3 CLASSIFICATION BASEE SUR LA « BURST WIND SEGMENTATION »	106
7.3.1 « SCARBOOK » OU DICTIONNAIRE DES CICATRICES.....	107
7.3.2 EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES DES REGIONS SEGMENTEES A L'AIDE DE LA « BURST WIND SEGMENTATION »	109
7.3.2.1 Caractéristiques de rugosité	109
7.3.2.2 Caractéristiques obtenues à l'aide de l'analyse en composantes principales.....	110
7.3.2.3 Caractéristiques de forme à partir des régions segmentées	111
7.4 RESULTATS DE CLASSIFICATION	120
7.4.1 DBH DE 20 CM	121
7.4.2 DBH DE 30 CM	122
7.4.3 DBH DE 45 CM	123
7.4.4 TOUS LES DBH	124
7.5 CONCLUSION	125
CONCLUSION ET PERSPECTIVES.....	127
ANNEXES.....	137

ANNEXE 1. LOGICIELS INDUSTRIELS DE TRAITEMENT DE NUAGES DE POINTS UTILISABLES DANS LE CONTEXTE FORESTIER	139
ANNEXE 2. CLES DE DETERMINATION DES FEUILLUS ET RESINEUX A PARTIR DES FEUILLES (DOCUMENT DE L'ONF).....	141
ANNEXE 3. L'ALGORITHME ICP	143
ANNEXE 4. APPROCHE D'ANALYSE MULTI-RESOLUTION	145
A.4.1 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 20 CM	145
A.4.2 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 30 CM	147
A.4.3 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 45 CM	148
A.4.4 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 20, 30 ET 45 CM	150
ANNEXE 5. APPROCHE FONDEE SEUILLAGE	153
A.5.1 CARACTERISTIQUES EXTRAITES A PARTIR DES IMAGES DE PROFONDEUR SEGMENTEES	153
A.5.2 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 20 CM	157
A.5.3 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 30 CM	159
A.5.4 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 45 CM	161
A.5.5 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 20, 30 ET 45 CM	163
ANNEXE 6. APPROCHE DE SEGMENTATION MORPHOLOGIQUE FONDEE SUR LES LIGNES DE PARTAGE DES EAUX	165
A.6.1 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 20 CM	165
A.6.2 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 30 CM	167
A.6.3 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 45 CM	169
A.6.4 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 20, 30 ET 45 CM	171
ANNEXE 7. METHODE « BURST WIND SEGMENTATION ».....	173
A.7.1 LES CARACTERISTIQUES EXTRAITES A PARTIR DES NUAGES DE POINTS SEGMENTES	173
A.7.2 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 20 CM	175
A.7.3 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 30 CM	178
A.7.4 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 45 CM	180
A.7.5 CATEGORIE DE DIAMETRE A HAUTEUR DE POITRINE (DBH) DE 20, 30 ET 45 CM	182
<u>BIBLIOGRAPHIE</u>	<u>185</u>
<u>COMMUNICATIONS.....</u>	<u>197</u>

Liste des figures

Figure 1: Image satellitaire (août 2002) : la forêt apparaît en vert foncé (Descloitres, 2002).....	4
Figure 2 : Taux de boisement par département pour le cumul des campagnes d'inventaire 2007 à 2011 (IGN, 2012).....	5
Figure 3 : Répartition des catégories de propriété selon les régions (chiffres des campagnes 2007 à 2011) (IGN_2, 2012).....	5
Figure 4 : Proportion de volume de bois sur pied de feuillus et résineux (IGN_3, 2012).....	6
Figure 5 : Nombre d'espèces d'arbres observées par placette lors des campagnes d'inventaire de 2006 à 2010 (IGN_4, 2012).....	7
Figure 6 : Observations et mesures sur les placettes en forêt de production (IFN, 2006).....	9
Figure 7 : Échantillon complet systématique dans l'espace et dans le temps (la maille est la même quelle que soit l'année) (IFN, 2006).....	9
Figure 8 : Matériels pour les inventaires forestiers.....	10
Figure 9 : Représentation schématique d'un capteur LiDAR (Fournier et al., 2013).....	11
Figure 10 : Spectre électromagnétique et domaine d'application du LiDAR (Populus, 2002).....	11
Figure 11 : Types de retour laser (Dassot et al., 2011).....	12
Figure 12 : Exemple de nuage de points 3D acquis avec le scanner terrestre à décalage de phase Focus 3D de la société FARO dans la forêt de Prénovel.....	13
Figure 13 : Exemple de données complémentaires fournies par le scanner à décalage de phase Focus 3D de la société FARO : (a) image de réflectance, (b) image composite RVB acquise par la caméra embarquée.....	13
Figure 14 : LiDAR aéroporté et terrestre (Fournier et al., 2013).....	14
Figure 15 : Exemples de scanners T-LiDAR, de gauche à droite : Leica ScanStation2, Zoller & Frohlich Imager 5010, Riegl VZ-400, et Faro Focus 3D.....	14
Figure 16 : Plantes ligneuses (Formation en Biologie végétale, 2014).....	22
Figure 17 : Structure d'un arbre (Le dictionnaire visuel, 2014).....	23
Figure 18 : Variabilité de feuilles et de bourgeons.....	24
Figure 19 : Forme des houppiers des arbres.....	25
Figure 20 : Implantation des branches.....	25
Figure 21 : Sept exemples de modèles architecturaux : (a) Modèle de Corner, (b) Modèle de Leeuwenberg, (c) Modèle de Rauh, (d) Modèle d'Aubréville, (e) Modèle de Massart, (f) Modèle de Roux, (g) Modèle de Troll. (Hallé et al., 1978).....	26
Figure 22 : Images associées aux clés d'interprétation des espèces de conifères et de feuillus (Huchon, 1966).....	29
Figure 23 : Les différents niveaux de la diversité biologique, des gènes aux communautés (ONF, 2004).....	30
Figure 24 : Les différents niveaux de diversité observables pour la même espèce (ONF, 2004).....	30
Figure 25 : Exemples d'écorces de frênes et de chênes ordonnées du plus jeune au plus âgé.....	31
Figure 26 : Concurrence pour la recherche de la lumière (Blanchin, 2009).....	32
Figure 27 : Concurrence pour le développement latéral des houppiers: (a) chênes, (b) Pins Sylvestres (Blanchin, 2009).....	33
Figure 28 : Scan d'une placette avec un Faro Photon 120.....	36
Figure 29 : (A) les troncs isolés (couleur rouge), branches (couleur jaune), (B) isolation des arbres avec Computree (une couleur différente pour chaque arbre isolé).....	37
Figure 30 : Nuage de points et information de réflectance d'un tronc de merisier.....	38
Figure 31 : Exemple de nuage de points de deux espèces à écorce lisse : (a) Charme, (b) Hêtre.....	38
Figure 32 : Nuage de points des troncs de (a) pin, (b) charme, (c) chêne, (d) hêtre, (e) épicéa.....	39

<i>Figure 33 : Maillages de segments de troncs d'arbres montrant les cicatrices discriminantes de chaque essence</i>	39
<i>Figure 34 : Schéma de la démarche proposée pour la reconnaissance des espèces d'arbre</i>	40
<i>Figure 35 : Faro photon 120</i>	45
<i>Figure 36 : Faro Focus3D</i>	46
<i>Figure 37 : Diagramme de l'approche d'extraction des patchs</i>	49
<i>Figure 38 : Procédure d'extraction des patchs avec RapidForm</i>	52
<i>Figure 39 : Distribution des diamètres des patchs</i>	53
<i>Figure 40 : Diagramme de l'approche d'extraction des images de profondeur</i>	54
<i>Figure 41 : Représentation des détails géométriques 3D</i>	54
<i>Figure 42 : Médiane des courbures maximales en fonction du nombre d'itérations pour les cinq espèces d'arbres (hêtre, pin, épicéa, chêne et charme)</i>	56
<i>Figure 43 : Cartes de profondeur 3D (première ligne : maillages 3D, deuxième ligne : cartes de profondeur 3D correspondantes)</i>	56
<i>Figure 44 : Taxonomie des techniques de réduction de dimension (Maaten et al., 2009)</i>	58
<i>Figure 45 : Le problème non-linéaire de réduction de dimension illustré par un ensemble de données 3D de 800 points avec une bande en spirale (Swiss roll). (1) Un manifold est discrétisé en connectant chaque point avec ses k plus proches voisins avec k=6, (2) Un algorithme d'apprentissage non-supervisé est utilisé pour déplier la bande en spirale en préservant la géométrie locale, (3) Finalement, les points sont projetés dans le sous-espace de dimension 2 qui maximise leur variance, (4) Le résultat final</i>	59
<i>Figure 46 : Le problème d'optimisation des distances euclidiennes (Weinberger, et al., 2004)</i>	59
<i>Figure 47 : Exemple d'images de profondeur de cinq espèces d'arbres</i>	60
<i>Figure 48 : Partitionnement de l'image selon le système visuel humain (Truchetet, 2012)</i>	63
<i>Figure 49 : Décomposition en ondelettes d'une image 2D (Truchetet, 2012)</i>	64
<i>Figure 50 : Décomposition de l'image sur deux niveaux. A2 est l'image d'approximation au deuxième niveau de décomposition. H2, V2 et D2 sont respectivement les détails horizontaux, verticaux et diagonaux au deuxième niveau de décomposition. H1, V1 et D1 sont respectivement les détails horizontaux, verticaux et diagonaux au premier niveau de décomposition.</i>	64
<i>Figure 51 : Décomposition en ondelettes de l'image Lena sur trois niveaux (Truchetet, 2012)</i>	65
<i>Figure 52 : Partition de l'espace des fréquences selon (a) DT-CWT, (b) DT-RCWF, (c) Contourlets</i>	66
<i>Figure 53 : Décomposition en ondelettes DT-CWT jusqu'au niveau 4 de deux images de profondeur des deux espèces</i>	67
<i>Figure 54 : Représentation du même contour avec des (a) ondelettes, (b) contourlets (Do et al., 2005)</i>	68
<i>Figure 55 : Mise en cascade de la pyramide de Laplace et de bancs de filtres directionnels dans une transformation en contourlets (Do et al., 2005)</i>	69
<i>Figure 56 : Exemple de décomposition en contourlets d'une image de profondeur issue du scan d'un chêne</i>	69
<i>Figure 57 : Procédure de sélection des caractéristiques ou variable pour l'interprétation et la prédiction pour la première approche et les données de DBH de 20 cm</i>	73
<i>Figure 58 : Diagramme de l'approche segmentation basée seuillage</i>	81
<i>Figure 59 : Résultats de l'approche segmentation basée seuillage sur les images de profondeur (première ligne : images de profondeur, deuxième ligne : résultats de la segmentation)</i>	82
<i>Figure 60 : Schéma de l'approche de segmentation hybride</i>	89
<i>Figure 61 : Résultats de l'approche segmentation hybride (première ligne : images de profondeur, deuxième ligne : segmentation initiale, troisième ligne : segmentation finale)</i>	91
<i>Figure 62 : (1) Cinq-partitions de l'image, (2) son correspondant RGA et (3) la fusion des deux nœuds a et b.</i>	92
<i>Figure 63 : Représentation de l'homotopie d'une image 2D (MINES_ParisTech, 2000)</i>	101
<i>Figure 64 : L'algorithme « Burst Wind Segmentation »</i>	103
<i>Figure 65 : Coupes planes du nuage de points 3D</i>	104

Figure 66 : Burst Wind Segmentation. Ligne 1 : maillage 3D. Ligne 2 : carte de profondeur 3D. Ligne 3 : courbure maximale. Ligne 4 : résultat de la segmentation.....	105
Figure 67 : Exemple de résultats de segmentation en présence de bruits : (a) Carte de profondeur aplatie, (b) Burst Wind segmentation, (c) Burst Wind segmentation avec un bruit additif de 3%, (d) Burst Wind segmentation avec un bruit additif de 5%	106
Figure 68 : Diagramme de notre approche de reconnaissance des espèces d'arbres à partir des données T-LiDAR fondée sur la méthode de segmentation « Burst Wind Segmentation ».....	107
Figure 69 : Exemples de cicatrices annotées et sauvegardées dans le ScarBook : (ligne 1) Cicatrices de charme (ligne 2) Cicatrices de chêne (ligne 3) Cicatrice de l'épicéa (ligne 4) Cicatrice de pin.....	108
Figure 70: Exemples de nuages de points des régions segmentées résultant de notre approche de segmentation « Burst Wind Segmentation »	109
Figure 71 : a) surface de référence par rapport au nuage de points b) déviation entre le maillage d'origine et la version lissée c) représentation de la surface de référence.....	109
Figure 72 : Les deux axes de l'ACP (extrait de Wikipédia)	111
Figure 73 : α -shape d'un ensemble de points 2D (Edelsbrunner et al., 1994).....	112
Figure 74 : α -exposé ou non α -exposé (Edelsbrunner et al., 1994)	112
Figure 75: Sous-échantillonnage polygonal	113
Figure 76: Extraction de la forme à partir d'un ensemble de points 2D.....	114
Figure 77: Extraction du squelette : (ligne 1) approche FMDT, (ligne 2) approche morphologique.....	115
Figure 78: Cercle minimum et histogramme du rapport de surfaces pour quatre cicatrices venant de (a) l'épicéa, (b) pin, (c) chêne, (d) charme.	116
Figure 79: Rugosités ajoutées à une forme.....	117
Figure 80: Lissage Gaussien de deux cicatrices avec un nombre différent d'itérations (high order gaussian smoothing)	117
Figure 81 : Diagramme log-polaire utilisé pour calculer le contexte de forme.	119
Figure 82: Distances géodésiques élastiques entre une forme venant du pin et une forme venant de l'épicéa	119
Figure 83 : Une surface et son Gauss Map (extrait de wikipedia).....	120

Liste des tableaux

Tableau 1 : Clé d'interprétation des espèces de conifères fondée sur l'écorce (Huchon, 1966)	27
Tableau 2 : Clé d'interprétation des espèces de feuillus fondée sur l'écorce (Huchon, 1966)	28
Tableau 3: Extrait de la fiche technique du scanner laser Faro Photon 120	46
Tableau 4: Extrait de la fiche technique du scanner laser Faro Focus3D	47
Tableau 5 : Logiciels utilisés pendant la thèse	48
Tableau 6 : Décomposition de la base de patches	52
Tableau 7 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche multi-résolution avec des patches ayant un DBH de 20 cm	74
Tableau 8 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche multi-résolution avec des patches ayant un DBH de 30 cm	75
Tableau 9 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche multi-résolution avec des patches ayant un DBH de 45 cm	76
Tableau 10 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche multi-résolution avec des patches ayant un DBH de 20, 30 et 45 cm	77
Tableau 11 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche segmentation basée seuillage avec des patches ayant un DBH de 20 cm	84
Tableau 12 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche segmentation basée seuillage avec des patches ayant un DBH de 30 cm	84
Tableau 13 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche segmentation basée seuillage avec des patches ayant un DBH de 45 cm	85
Tableau 14 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche segmentation basée seuillage avec des patches ayant un DBH de 20, 30, 45 cm.....	85
Tableau 15 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques importantes extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patches ayant un DBH de 20 cm.....	93
Tableau 16 : Table de confusion de la validation croisée à partir de toutes les caractéristiques extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patches ayant un DBH de 20 cm.....	93
Tableau 17 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques importantes extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patches ayant un DBH de 30 cm.....	94
Tableau 18 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques importantes extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patches ayant un DBH de 45 cm.....	94
Tableau 19 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques importantes extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patches ayant un DBH de 20, 30, 45 cm.....	95
Tableau 20 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des cicatrices extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patches ayant un DBH de 20 cm	122
Tableau 21 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des patches extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patches ayant un DBH de 20 cm	122
Tableau 22 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des cicatrices extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patches ayant un DBH de 30 cm	123
Tableau 23 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des patches extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patches ayant un DBH de 30 cm	123

<i>Tableau 24 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des cicatrices extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 45 cm</i>	<i>123</i>
<i>Tableau 25 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des patchs extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 45 cm</i>	<i>124</i>
<i>Tableau 26 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des cicatrices extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 20, 30 et 45 cm</i>	<i>124</i>
<i>Tableau 27 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des patchs extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 20, 30 et 45 cm</i>	<i>125</i>
<i>Tableau 28 : Synthèse des résultats des différentes approches</i>	<i>130</i>

Chapitre 1. Introduction

1.1 Introduction

La technologie de télédétection par laser ou LiDAR (Light Detection And Ranging) n'a pas cessé d'évoluer au cours de ces dernières décennies. Vers la fin des années 1990, elle a connu un considérable essor dans l'industrie suite aux progrès informatiques et sa capacité à traiter et à sauvegarder les quantités énormes d'informations obtenues avec les systèmes LiDAR. La technologie LiDAR a pris une place croissante dans plusieurs secteurs tels que l'étude de l'environnement et de la pollution de l'air, la détection des contaminants ou des bactéries, la numérisation 3D d'un site archéologique, le contrôle qualité, etc. Cette technologie a déjà démontré, au travers de nombreuses études, son potentiel de caractérisation de la ressource forestière. Le développement du LiDAR aérien, en particulier, a fait apparaître de nouvelles possibilités et de nouvelles perspectives d'application. Cette technologie a offert une vision en 3D de la forêt permettant d'extraire des informations, à l'intérieur même des peuplements forestiers. Dans ce cadre, les travaux de recherche ont porté sur l'exploitation du LiDAR par le biais de différentes techniques pour cartographier, caractériser et quantifier la ressource forestière.

Les méthodes de télédétection par LiDAR aéroporté (A-LiDAR ou ALS) ont l'avantage de fournir des variables du peuplement à l'échelle de massifs forestiers. Elles permettent des évaluations globales de la ressource sur de vastes échelles ainsi qu'un zonage des peuplements ; mais elles sont souvent insuffisamment précises pour estimer des variables dendrométriques telles que la densité des tiges et la structure fine des peuplements, dans le cas de peuplements hétérogènes, en particulier. Pour pouvoir déterminer avec une bonne précision ces variables dendrométriques, il est nécessaire de réaliser des placettes d'inventaire sur le terrain en utilisant un scanner laser terrestre (T-LiDAR ou TLS). En effet, la bonne précision et la haute résolution des T-LiDAR (précision de ± 2 mm à 10 et 25 m, et un pas angulaire de $0,009^\circ$ pour le Faro Photon 120, par exemple) permettent d'envisager la réalisation d'inventaires de placettes forestières très précises (localisation, diamètre et volume de chaque tige). De précédents travaux ont permis de mettre au point des algorithmes permettant d'isoler les troncs des arbres d'une scène scannée, d'estimer le diamètre des troncs à 1,30 m de hauteur ou diamètre à hauteur de poitrine (DHP) ou encore en anglais « Diameter at Breast Height » (DBH) et la hauteur des arbres. Nombre d'équipes de recherche ainsi que les organismes de gestion des forêts ont commencé, depuis quelques années, à automatiser l'inventaire forestier. Parmi celles-ci, l'ONF (Office National des Forêts), l'organisme de gestion des forêts françaises publiques, a été une des premières à mettre en place une plateforme de traitement des nuages de points T-LiDAR, appelée Computree, sur des placettes forestières.

L'essence ou l'espèce des arbres est l'un des paramètres de l'inventaire forestier primordial pour l'analyse des placettes dans le cas de forêts hétérogènes mélangées en essences. Il est très important de pouvoir attribuer, à chaque tige détectée, la bonne espèce. La plupart des travaux ont utilisé des données A-LiDAR et les espèces des arbres sont déterminées à l'échelle du massif forestier. Cependant, à l'échelle d'une placette et, à ce jour, cette donnée doit être relevée manuellement sur le terrain, ce qui complique la phase de mesure et pose des problèmes de recollement avec les tiges détectées sur les données T-LiDAR. Pour l'instant, malgré son importance, ce domaine a été peu exploré par la littérature. C'est la raison pour laquelle, dans le cadre de cette thèse cofinancée par le Conseil Régional de Bourgogne et l'ONF, nous nous sommes intéressés à la problématique de

l'identification des espèces d'arbres à partir de données T-LiDAR issues de scans de forêts hétérogènes mélangées en espèces. Pour bien situer le contexte des travaux, nous allons, tout d'abord, décrire très succinctement la forêt et sa gestion ainsi que l'apport des nouvelles technologies telles que le LiDAR à la problématique de l'inventaire forestier.

1.2 La forêt et sa gestion en France

La France possède une des surfaces forestières les plus denses à l'échelle européenne. Réparties sur l'ensemble du territoire, les forêts françaises représentent 10% de la surface boisée européenne. La forêt française est la première forêt feuillue d'Europe. Selon l'inventaire forestier national (2006 - 2011), la surface des forêts en France métropolitaine couvre 16,3 millions d'hectares. Ce qui représente 29,7% du territoire (Figure 1).



Figure 1: Image satellitaire (août 2002) : la forêt apparaît en vert foncé (Descloitres, 2002)

Depuis la seconde moitié du XIX^e siècle, la surface forestière de la France s'accroît fortement. Selon Cinotti (1996) la surface boisée Française était comprise entre 8,9 et 9,5 millions d'hectares en 1830. Sur une trentaine d'années, la progression est de 20% environ. La récolte de bois a également augmenté pour passer de 24 millions de mètres cubes en 1908 à 54 millions de mètres cubes en 2009. Le taux de boisement moyen en France pour la période 2007 - 2011 est de 29,4%. Il varie de 5% dans la Manche à 66% en Corse du sud. La carte de la Figure 2 donne le taux de boisement par département.

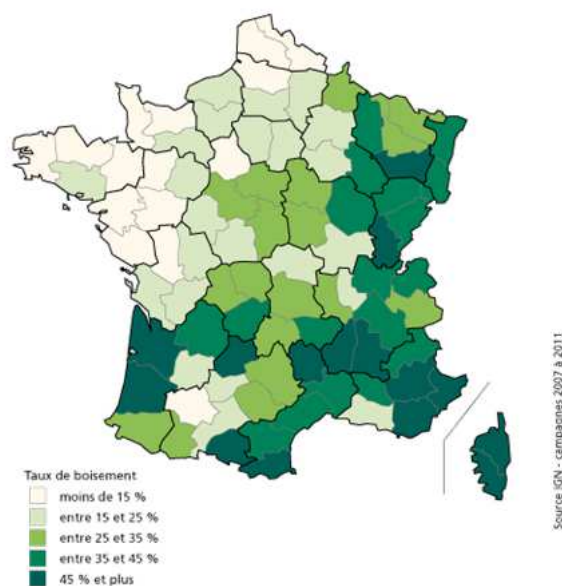


Figure 2 : Taux de boisement par département pour le cumul des campagnes d'inventaire 2007 à 2011 (IGN, 2012)

La France figure parmi les pays qui ont le plus fort taux de propriétés forestières privées, derrière le Portugal et la Finlande. Cela représente les trois quarts de la forêt française, soit 12 millions d'hectares. Les forêts domaniales, propriété de l'État, rassemblent 10% de la surface forestière en France métropolitaine, le reste étant propriété des collectivités locales. Les catégories de propriétés forestières sont réparties de manière inégale selon les régions (Figure 3). La forêt privée est importante dans l'Ouest et le sud de la France (plus de 80%). Alors que les forêts publiques (forêts domaniales et forêts des collectivités) sont majoritaires dans le grand quart Nord-Est de la France.

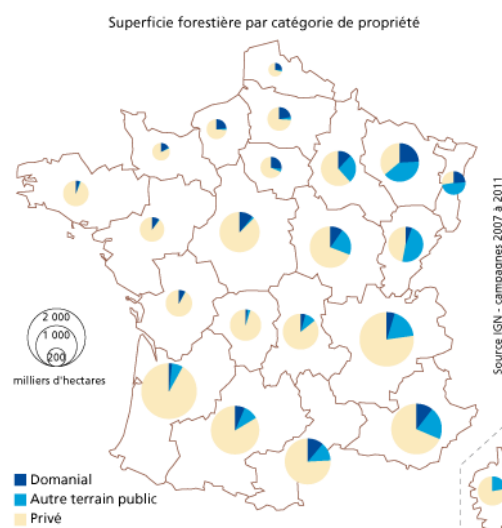


Figure 3 : Répartition des catégories de propriété selon les régions (chiffres des campagnes 2007 à 2011) (IGN_2, 2012)

Toutes ces étendues boisées représentent un volume de bois important. Il est estimé, en 2011, à 2,5 milliards de mètres cubes. Le volume moyen à l'hectare est

de 130 m³, 72% du volume étant en forêt privée. La forêt française est surtout composée de feuillus (71% des peuplements). La densité de feuillus est très importante dans le centre, le nord et, dans une moindre mesure, dans le quart sud-ouest ; en revanche, les résineux sont surtout présents dans le quart sud-est et sur le littoral Landais, à l'ouest.

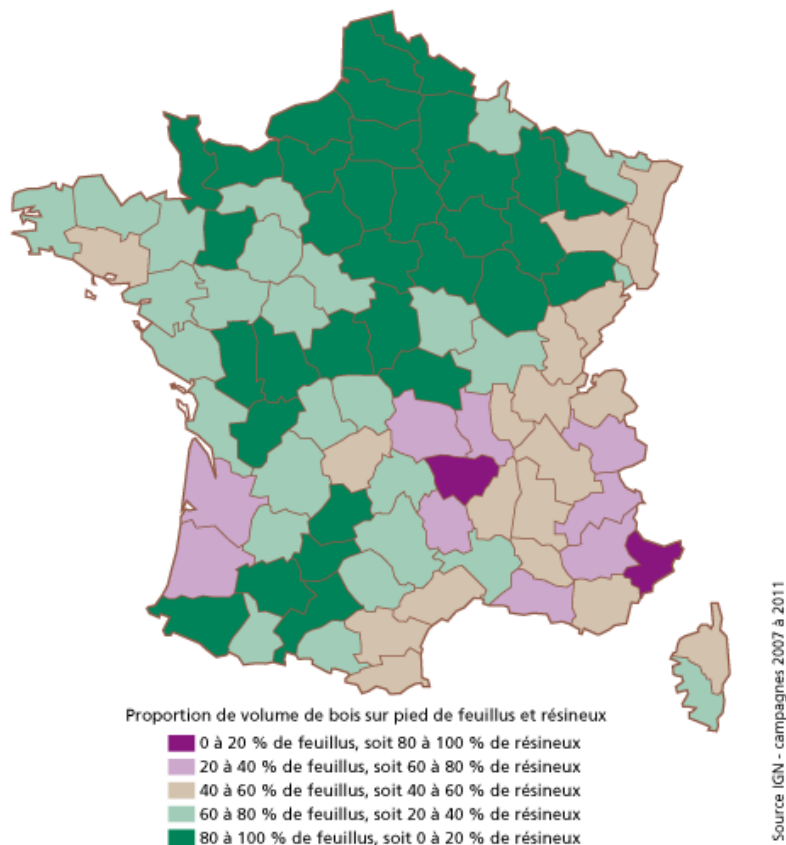


Figure 4 : Proportion de volume de bois sur pied de feuillus et résineux (IGN_3, 2012)

La forêt française concentre plus des trois quarts des essences présentes en Europe (126 espèces), ce qui s'explique par la variété des milieux et des conditions écologique (climat, géologie, topographie). Cela se traduit par une grande diversité des stations forestières et offre une précieuse richesse aux sylviculteurs, chaque essence étant liée à des usages différents.

Selon l'IFN (Inventaire Forestier National) le nombre moyen d'espèces d'arbres observées sur une placette (15 m de rayon) est de 5,8 et le cas le plus fréquent est celui où 5 espèces sont présentes (Figure 4).

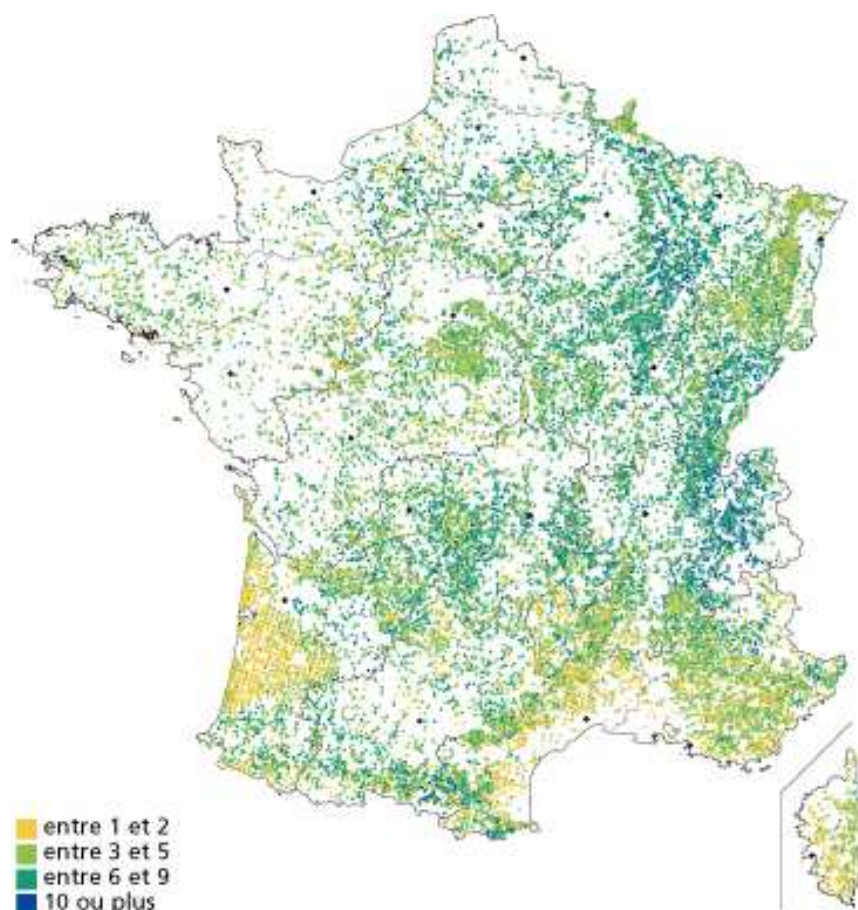


Figure 5 : Nombre d'espèces d'arbres observées par placette lors des campagnes d'inventaire de 2006 à 2010 (IGN_4, 2012)

L'étendue géographique de la forêt française, sa richesse et sa diversité représentent une fortune nationale qu'il faut protéger et gérer correctement. De nombreux organismes s'attachent à assurer l'avenir des forêts françaises, élément essentiel de l'écosystème, facteur de lutte contre les changements climatiques et réservoir de diversité biologique. La gestion des forêts privées peut se faire par le propriétaire lui-même ou par l'intermédiaire des professionnels, des experts forestiers, des coopératives forestières ou des organismes qui ont été créés pour aider les propriétaires privés dans la gestion de leurs forêts : le CNPF (Centre National de la Propriété Forestière), le FOGFOR (Formation à la Gestion Forestière), le Syndicat des sylviculteurs. La gestion des forêts publiques (forêts domaniales et forêts des collectivités) est assurée par l'ONF. L'IGN (Institut national de l'information géographique et forestière), résultat de la fusion, le 01 janvier 2012, de l'Institut Géographique National et l'Inventaire Forestier National, est chargé de l'inventaire permanent des ressources forestières nationales, tous types de propriété confondus. La filière forêt-bois dans son ensemble regroupe plus de 450 000 personnes, aux métiers très différents, mais complémentaires dans les domaines de la gestion des forêts, et de l'exploitation et transformation du bois (scierie, papèterie, bois énergie, tonnellerie...).

1.3 Présentation de L'ONF

Établissement public à caractère industriel et commercial, l'ONF a été créé en 1964 avec, pour principale mission, la gestion durable des forêts publiques françaises. L'ONF gère, au total, 120 000 km² de forêts publiques dont 44 000 km² en France

métropolitaine et 76 000 km² dans les DOM (Départements d'Outre-Mer), pour l'essentiel en Guyane française. Cette gestion produit près de 15 millions de mètres cubes de bois récoltés chaque année dans les forêts publiques qui alimentent la filière bois française. Il gère, également, 40 000 hectares en métropole et près de 100 000 hectares dans les DOM, classés en réserve biologique. L'ONF assure également les missions suivantes :

- Accueil du public : aménagement des forêts pour l'accueil du public qu'il faut orienter, renseigner et sécuriser. Cet aménagement vise non seulement à mieux accueillir le public mais aussi à mieux valoriser le patrimoine naturel.
- Préserver et augmenter la biodiversité : mise en place des pratiques de gestion favorables à la protection de la biodiversité.
- Protection du territoire et de la forêt : gestion des risques naturels, lutte contre les changements climatiques.

1.4 Inventaire forestier

L'inventaire forestier consiste à décrire quantitativement une certaine surface forestière. Cela se fait généralement par la mise en place d'un échantillon statistique de placettes d'inventaires sur lesquelles on mesure un certain nombre de variables sur les arbres (diamètre, hauteur, essence...). En France, il faut distinguer deux grands types d'inventaires. D'une part, l'inventaire forestier national, réalisé par l'IGN, qui consiste à échantillonner statistiquement toute la forêt française afin d'évaluer ses caractéristiques à l'échelle nationale. D'autre part, les inventaires qui sont effectués, forêt par forêt, dans le cadre de la réalisation des aménagements par l'ONF ou des plans de gestion dans le cas de la forêt privée. Dans ce cas, le but est d'avoir une quantification à une échelle locale de la répartition des ressources de la forêt.

1.4.1 Inventaire forestier national

Dans le cas de l'inventaire forestier national, il s'agit d'une méthode de sondage systématique indépendante de toute question de propriété (article R. 521 - 1 du code forestier) sur l'ensemble du territoire. Les données collectées permettent de connaître l'état et l'évolution dans le temps de la forêt française. Ces mesures, comme le montre la Figure 6, concernent le peuplement forestier, la végétation, les mesures sur les arbres (hauteur, circonférence, ...) et les conditions stationnelles (sol, pente, ...).

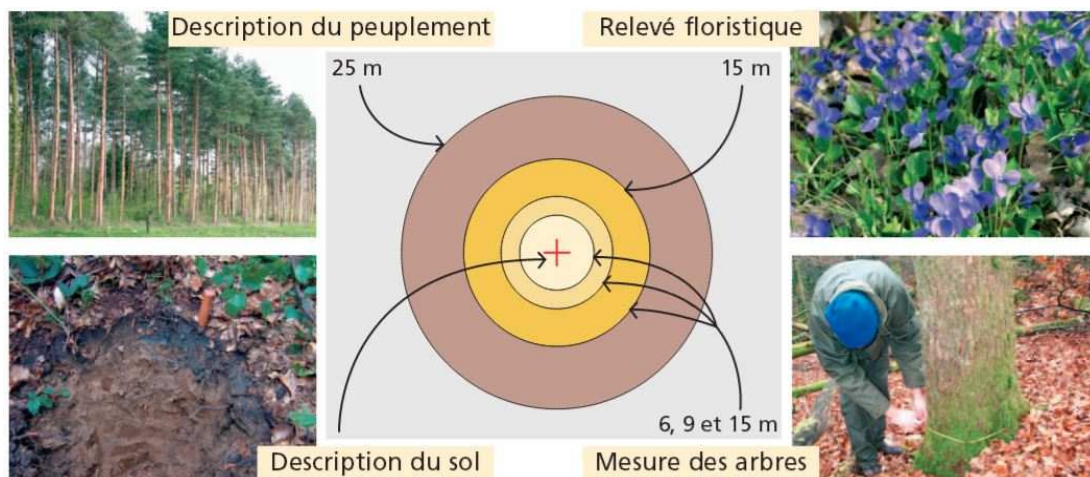


Figure 6 : Observations et mesures sur les placettes en forêt de production (IFN, 2006)

La méthode de l'inventaire forestier est fondée sur l'échantillonnage (Figure 7) de « placettes » correspondant à des points d'inventaires rattachés aux nœuds d'une grille à maille carrée de 1 km de côté. Les coordonnées des points d'inventaire sont déterminées aléatoirement autour du nœud auquel ils se rattachent.

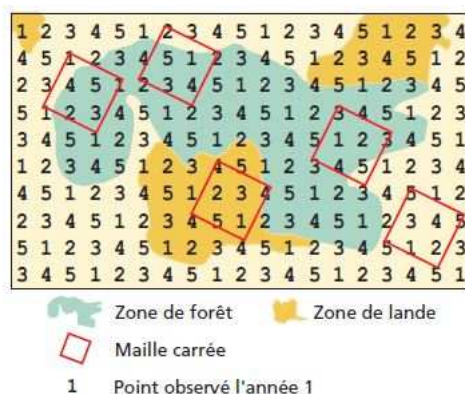


Figure 7 : Échantillon complet systématique dans l'espace et dans le temps (la maille est la même quelle que soit l'année) (IFN, 2006)

Les observations et les mesures de terrain sont réalisées par des équipes de deux à quatre personnes. Différents matériels sont utilisés (Figure 8) : un ordinateur de poche (PDA) pour la saisie des données et le contrôle de point de localisation, un récepteur GPS pour la recherche des points d'inventaire, un télémètre à ultrasons pour mesurer les distances, un vertex pour les mesures de hauteurs, une boussole forestière pour les mesures des azimuts, un cordeau décamétrique pour délimiter les placettes, des rubans inextensibles et des compas forestiers pour mesurer les circonférences des arbres et la documentation nécessaire (fiches d'inventaires, cartes, manuels, ...).



Figure 8 : Matériels pour les inventaires forestiers

Après la phase de terrain, une phase de traitement des données d'inventaire commence. A partir des fiches de terrain remplies, il faut faire la saisie, l'apurement, la mise en forme et le calcul des données de chaque placette.

Les placettes réalisées nécessitent une demi-journée environ à deux personnes pour être mesurées, du fait du grand nombre de variables relevées, en plus du temps de post-traitement.

1.4.2 Inventaire d'aménagement (ONF)

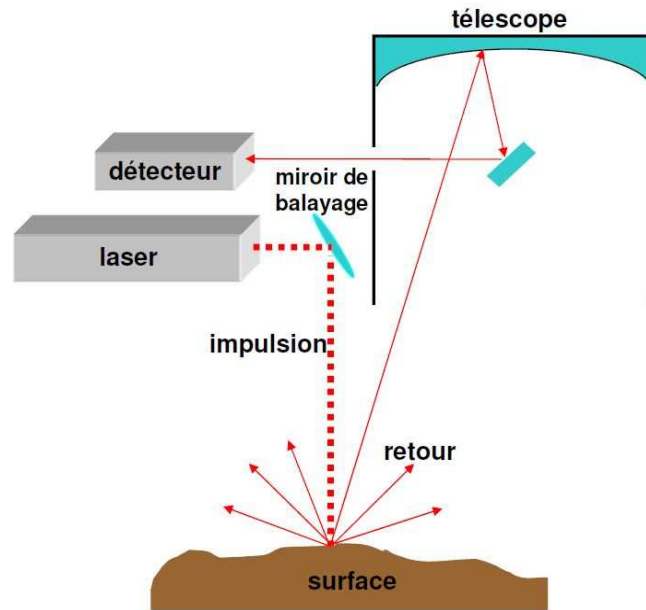
Une maille de points est générée de façon à couvrir l'ensemble de la forêt à aménager. Pour chaque point sur la carte, une placette est mesurée sur le terrain. Pour chaque placette, sont mesurés l'essence et le diamètre à 1,30 m (ou diamètre à hauteur de poitrine) de chaque arbre. En fonction des enjeux, les variables supplémentaires suivantes peuvent également être mesurées : hauteur de l'arbre, qualité de la tige (notation à dire d'expert) et la localisation du pied de l'arbre lorsque l'on souhaite implanter les placettes de façon permanente afin d'évaluer l'accroissement des arbres par des remesures tous les 10 ans.

En général, les placettes ont un rayon de 10 à 20 m. L'ONF utilise le même type d'instrumentation que l'IGN. Par contre, le temps de mesure d'une placette varie de 10 minutes à 1h30 selon le nombre de variables relevées, qui, dans tous les cas, est nettement inférieur à celui de l'inventaire national de l'IGN.

1.5 Le LIDAR et ses applications dans le domaine forestier

1.5.1 La technologie LiDAR

La mesure par LiDAR est une technologie de numérisation fondée sur le principe de la télémétrie qui consiste à émettre une impulsion laser vers la surface à mesurer et à détecter et à traiter l'onde réfléchi afin d'en déduire une distance.



Benoît St-Onge 2011

Figure 9 : Représentation schématique d'un capteur LiDAR (Fournier et al., 2013)

La Figure 9 illustre le fonctionnement de ce type de système qui est analogue à celui du radar, la différence étant le domaine et le type de faisceau utilisé (Figure 10). Le LiDAR couvre le domaine du visible et, également, les domaines ultraviolet (UV) et l'infrarouge (IR) alors que le radar fonctionne dans le domaine des ondes radio.



Figure 10 : Spectre électromagnétique et domaine d'application du LiDAR (Populus, 2002)

Deux méthodes sont utilisées pour évaluer la distance. La première consiste à mesurer le décalage de phase entre le signal émis et le signal réfléchi. Dans ce cas, une seule impulsion de retour est enregistrée pour chaque direction d'émission (Figure 11a). Les scanners à décalage de phase permettent ainsi de numériser un nombre très important de points en un temps très court, mais ils sont assez limités en portée (quelques centaines de mètres, au maximum).

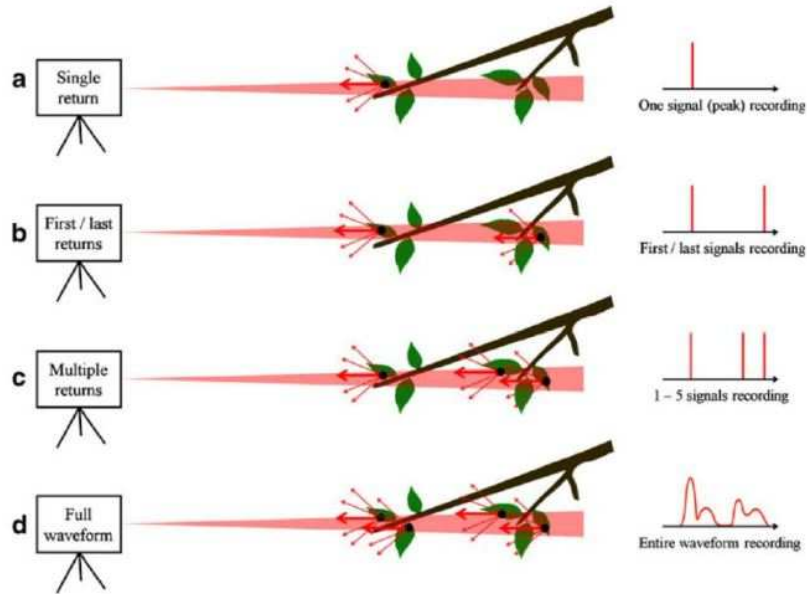


Figure 11 : Types de retour laser (Dassot et al., 2011)

La seconde méthode consiste à mesurer le temps d'aller-retour du signal (temps de vol) ; ce qui permet des mesures sur des longues distances mais à des vitesses d'acquisition plus faibles. Quatre types de retour d'impulsion sont envisageables avec ce type de scanner : un seul retour (Figure 11a) pour le premier objet rencontré par l'impulsion émise, le premier et le dernier retour (Figure 11b), des retours multiples (Figure 11c), et tous les retours possibles donnant la forme d'onde complète (Figure 11d).

Connaissant la vitesse v du faisceau laser, la distance D entre le scanner et le point d'impact du faisceau laser sur l'objet est calculée à partir de la différence de temps Δt entre le moment t_d où l'impulsion laser est émise et le moment t_f où l'onde réfléchie est détectée. L'expression de D est donnée par Eq. 1.

$$D = \frac{v * \Delta t}{2} \quad \text{Eq. 1}$$

$$\text{Avec } \Delta t = t_f - t_d \quad \text{Eq. 2}$$

Un seul point est détecté dans la direction d'émission du laser. Pour obtenir un nuage de points 3D, le scanner doit balayer toute la scène et effectuer des mesures à intervalles réguliers. Ceci est réalisé par le biais d'un système de miroirs rotatifs. Un exemple de nuage de points 3D obtenu avec le scanner terrestre à décalage de phase Focus 3D de la société FARO est illustré sur la Figure 12.

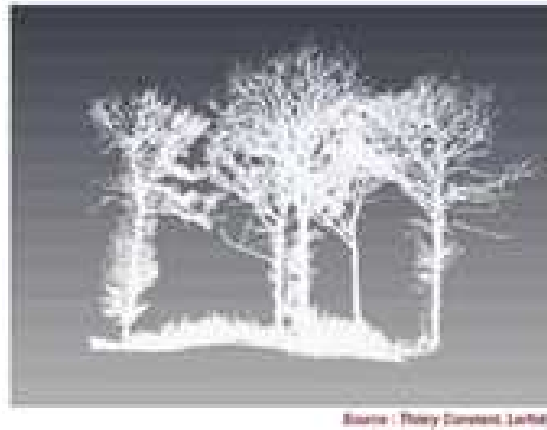


Figure 12 : Exemple de nuage de points 3D acquis avec le scanner terrestre à décalage de phase Focus 3D de la société FARO dans la forêt de Prénovel

Le scanner Focus 3D permet également d'obtenir d'autres données telles qu'une image de réflectance et une image composite RVB de la scène scannée acquise par la caméra embarquée. Un exemple de ces deux types d'images est donné sur la Figure 13.



a)



b)

Figure 13 : Exemple de données complémentaires fournies par le scanner à décalage de phase Focus 3D de la société FARO : (a) image de réflectance, (b) image composite RVB acquise par la caméra embarquée

Le LiDAR permet de générer des nuages de points 3D d'un large éventail d'objets tels que des rochers, des objets non métalliques, de la pluie, des composés chimiques, des aérosols ou des molécules,... Les progrès spectaculaires associés à la technologie laser font apparaître de nouvelles possibilités dans de nombreux domaines d'application parmi lesquels la télédétection, la géographie, l'archéologie, la géologie, la sismologie et l'industrie. La foresterie est l'un des domaines qui a bénéficié de la technologie LiDAR. L'utilisation de cette technologie n'a cessé de croître dans ce domaine, ce qui fait apparaître de nouvelles possibilités mais soulève également de nombreux défis. Cette technique permet d'étudier de nombreux aspects de la forêt. Les observations se multiplient et s'effectuent aussi bien depuis le sol que depuis le ciel par l'intermédiaire des technologies de télédétection aérienne. Cela permet d'acquérir des données 3D à l'échelle de la forêt ou de l'arbre. Deux types de scanners laser existent : les scanners laser aériens ou aéroportés (A-LiDAR ou ALS) et les scanners laser terrestres (T-LiDAR ou TLS) (Figure 14).

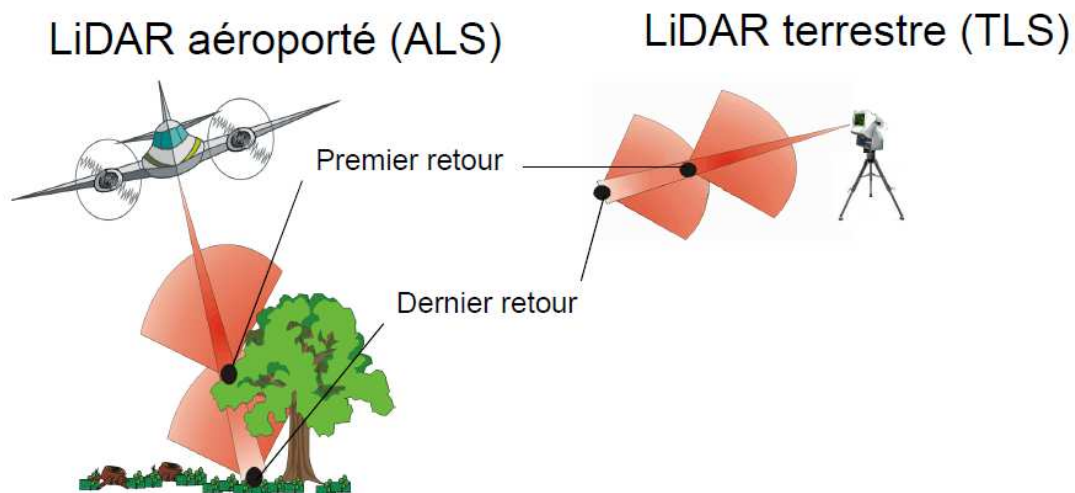


Figure 14 : LiDAR aéroporté et terrestre (Fournier et al., 2013)

L'A-LiDAR est un système LiDAR topographique, permettant une acquisition fiable, rapide et précise de nuages de points 3D géo-référencés et de forte densité (en général de quelques pts/m² à plus de 100 pts/m²). Un état de l'art de la technologie A-LiDAR et de ses applications au milieu forestier est rapporté par Mallet et al. (2007). L'A-LiDAR a l'avantage de couvrir une grande surface en une seule acquisition. Par contre, il fournit des nuages de points possédant une densité de points relativement faible par rapport au T-LiDAR. En effet, les T-LiDAR permettent de fournir des nuages de points très denses ou à très haute résolution mais pour des numérisations à courte portée. Les distances de numérisation d'un T-LiDAR sont de quelques mètres à quelques kilomètres, selon le modèle, avec une précision de l'ordre de quelques millimètres. Les T-LiDAR peuvent pivoter horizontalement sur 360 degrés et effectuer des balayages verticaux plus ou moins étendus. Ils peuvent être montés sur une plateforme fixe (un trépied, par exemple) ou sur un véhicule. La Figure 15 présente quelques exemples de T-LiDAR.



Figure 15 : Exemples de scanners T-LiDAR, de gauche à droite : Leica ScanStation2, Zoller & Frohlich Imager 5010, Riegl VZ-400, et Faro Focus 3D

Une des limites majeures des T-LiDAR est le phénomène d'occlusion : les objets situés derrière d'autres objets sont occlus ou cachés de la vue. L'approche par scan multiples depuis plusieurs points de vue est utilisée pour remédier à ce problème, mais au prix d'un temps d'acquisition plus long.

1.5.2 Estimation des variables de l'inventaire forestier à partir de données T-LiDAR

La grande précision et résolution des T-LiDAR (précision de ± 2 mm à 10 m et 25 m, et un pas angulaire de $0,009^\circ$ pour le Faro Photon120, par exemple) donne accès à une information extrêmement détaillée sur la métrologie des arbres. Cela permet d'envisager une automatisation de la mesure des paramètres classiques de l'inventaire forestier (diamètre à 1,30 m, hauteur, position des arbres) et de remédier aux inconvénients de l'inventaire manuel (lent et fastidieux). De plus, la possibilité d'archiver une image 3D de la placette, évitant les aller-retour sur le terrain en cas d'incertitude sur les données acquises, est intéressante. Par ailleurs, cette technologie permet d'accéder à des variables difficiles et coûteuses à mesurer manuellement, mais indispensables pour mieux étudier le fonctionnement des écosystèmes et optimiser la gestion forestière. De façon non exhaustive, on peut citer les éléments suivants :

- volume des tiges et des houppiers (optimisation de l'exploitation),
- qualité des tiges (classement des bois),
- distribution de la surface foliaire feuillage (en anglais "Leaf Area Index"), variable clé de la modélisation du fonctionnement des arbres et de leur état sanitaire,
- biomécanique des arbres : l'exploration des propriétés mécaniques des arbres ainsi que l'analyse des principes faisant fonctionner son système biologique. Selon Dassot (2013), la technologie T-LiDAR peut permettre dans ce domaine de caractériser le changement en biomasse ligneuse de l'arbre tout en donnant accès à la distribution dans l'espace des volumes de bois ; ce qui permet d'évaluer les sollicitations mécaniques supportées par la grume.

Plusieurs équipes se sont intéressées à l'automatisation de l'inventaire forestier à l'échelle d'une placette en utilisant la technologie T-LiDAR, L'annexe 1, extrait de l'article de Dassot et al. (2011), présente une liste de logiciels industriels de traitement de nuages de points utilisables dans le contexte forestier, ainsi qu'une comparaison des usages et des limitations de chacun. Les premières études forestières utilisant la technologie LiDAR se sont focalisées sur la détection de la position des arbres et l'extraction des paramètres dendrométriques tels que le DBH, la hauteur de l'arbre, le volume du bois et la surface terrière (variable clé en gestion forestière égale à la surface du tronc à 1,30 m). Nous donnons, ci-dessous, à titre d'information, une liste non exhaustive des méthodes couramment utilisées pour détecter les arbres et estimer les paramètres dendrométriques (Othmani et al., 2011). Nous ne les détaillerons pas car, bien qu'elles fassent partie des méthodes développées pour l'inventaire forestier, elles n'ont pas de lien direct avec la problématique de la reconnaissance des espèces d'arbres.

La détection des arbres est une étape indispensable sans laquelle il n'est pas possible de mesurer les paramètres dendrométriques. De nombreuses techniques ont été décrites dans la littérature, parmi lesquelles nous pouvons citer les techniques fondées sur la Transformée de Hough (Simonse et al., 2003), l'ajustement de cercles (Bienert et al., 2006 ; Maas et al., 2006 ; Klemmt et al., 2010), l'analyse de densité des points d'un Raster (Bienert et al., 2007), un template « Crescent Moon » (Brolly et al., 2008), l'axe médian (Leeuwen et al., 2011), le RANSAC (RANDOM Sample Consensus) (Shafii et al., 2011), ...

Autre élément indispensable, également, pour l'estimation des variables d'inventaire forestier telles que le DBH et la hauteur de l'arbre, est une référence pour mesurer la hauteur de l'arbre ou la hauteur de 1,30 m pour l'estimation du DBH. Cette référence est le sol pour lequel un modèle appelé MNT (Modèle Numérique de Terrain) a été défini. Le MNT est une représentation 3D de la surface d'un terrain sans tenir compte des objets présents à la surface, les arbres dans notre cas. On trouve dans la littérature des modèles fondés sur les valeurs de Z les plus petites (Lowest Z-value) des cellules d'une grille horizontale de taille de cellule régulière (Haala et al., 2004), les valeurs des Z les plus petites (Zmin) de chaque cellule interpolée avec la triangulation de Delaunay (Othmani et al., 2011), la répartition de la densité verticale de points (Bienert et al., 2007), le modèle TIN (Triangulated Irregular Network) (Aschoff et al., 2008), une fenêtre de recherche de minima locaux (Kelbel et al., 2011), ...

Le MNT permet donc de connaître en tout point et, en particulier, à l'emplacement d'un arbre détecté, le niveau ou la hauteur du sol et d'utiliser cette hauteur comme point de référence pour mesurer divers paramètres dendrométriques. La hauteur de l'arbre est un de ces paramètres qui peut être calculé en utilisant diverses méthodes décrites dans la littérature : différence entre le point le plus bas (référence au sol donnée par le MNT) et le point le plus haut à l'intérieur d'un cylindre ajusté (Bienert et al., 2008 ; Maas et al., 2008), différence entre le MNS (Modèle Numérique de surface : surface 3D représentée par les sommets de tous les arbres) et le MNT (Kiraly et al., 2008), calcul à partir de la connaissance du DBH en utilisant un modèle de régression qui définit une relation entre la hauteur de l'arbre et le DBH (Shafii et al., 2011), différence entre la hauteur du sommet de la couronne et la hauteur de sa projection sur le MNT (Shafii et al., 2011).

Un autre paramètre primordial de l'inventaire forestier qui nécessite la génération du MNT pour sa détermination est le DBH ou diamètre du tronc à 1,30 m de hauteur. Simonse et al. (2003), Bienert et al. (2006), Maas et al. (2008) et Aschoff et al., (2008) proposent d'extraire une tranche d'épaisseur du tronc à une hauteur de 1,30 m du MNT, d'ajuster un cercle à la projection 2D des points de la tranche et de mesurer le diamètre du cercle. Haala et al., (2004) utilisent une marque manuelle pour l'estimation du DBH ; pour cela, le DBH de chaque arbre est mesuré et marqué avec des bandes réfléchissantes avant toute mesure. L'intensité des marques manuelles est utilisée pour l'estimation du DBH. Shafii et al., (2011) utilisent un modèle de régression de la relation allométrique entre la hauteur et le DBH dérivé des données terrain pour prédire le DBH à partir de la hauteur.

1.6 Objectifs et plan de la thèse

Le grand nombre d'applications forestières développées à partir du T-LiDAR et la précision millimétrique garantie par cette technologie peuvent nous permettre d'optimiser les inventaires forestiers et d'extraire plus de variables d'intérêt pour une meilleure gestion. L'espèce des arbres (ou essence) est une des données cruciales de l'inventaire forestier. Cette donnée n'a pratiquement jamais été exploitée dans des nuages de points issus de scans T-LiDAR.

La reconnaissance des essences pourrait sembler, à priori, facultative pour valoriser les arbres. En réalité, le but majeur de l'inventaire forestier est la gestion du bois et de sa récolte. Or, inventorier le diamètre à 1,30 m, la hauteur des arbres, voire le volume des tiges, reste très limité si on ne connaît pas l'espèce de l'arbre dans le cas

de peuplements forestiers mélangés en essences. Cette information pourrait être relevée manuellement mais cela demande du temps et ne permet pas d'optimiser et de tirer pleinement profit de l'utilisation du T-LiDAR dans le domaine de l'inventaire forestier. Autre inconvénient de la mesure manuelle de l'essence est qu'elle pose quelques problèmes tels que la difficulté de jointure des informations numériques et de l'identification terrain de l'essence. Il nous a donc paru crucial de s'intéresser au problème de la reconnaissance des espèces d'arbres à partir de données T-LiDAR. L'objectif principal de ce travail de thèse est donc d'étudier la faisabilité de la reconnaissance des espèces d'arbres à partir de données T-LiDAR et, le cas échéant, de proposer des techniques, méthodes et algorithmes de reconnaissance automatique ou semi-automatique en tenant compte d'un certain nombre d'éléments et de contraintes :

- Les données sont des nuages de points 3D issus de la numérisation 3D de placettes de forêts mixtes, constituées, à la fois, de feuillus et de conifères ou de forêts présentant une forte variabilité structurelle. Contrairement aux plantations forestières, ces forêts sont plus ou moins hétérogènes ; ce qui multiplie les problèmes d'occlusions dans les scans en raison du chevauchement des branches, de la présence de sous-étage, etc.
- Les techniques et méthodes développées ne doivent pas reposer essentiellement sur une analyse des feuilles car les données sont acquises durant l'hiver lorsqu'une grande partie des arbres feuillus perdent leurs feuilles. En effet, l'ONF réalise ses acquisitions en hiver, principalement, pour une meilleure visibilité des tiges et des branches permettant, ainsi, de reconstituer l'architecture des arbres et d'estimer avec une plus grande précision le volume de bois.
- Les caractéristiques discriminantes des espèces possèdent une certaine variabilité due à plusieurs facteurs : la sylviculture appliquée, l'âge de l'arbre et les accidents naturels.
- Possibilité de reconnaître les espèces les plus fréquemment rencontrées dans les forêts françaises.
- Travailler à la meilleure résolution possible avec un temps d'acquisition et une distance au scanner raisonnables sachant que la résolution est proportionnelle au temps d'acquisition et inversement proportionnelle à la distance au scanner. En d'autres termes, la résolution sera fixée par le temps d'acquisition et par la distance au scanner de l'arbre. Les acquisitions ont été faites à un quart de la résolution maximale ce qui correspond à une distance de 6 mm environ entre deux points consécutifs du nuage de points pour une distance au scanner de 10 m.
- Se contenter des données T-LiDAR dans la reconnaissance, sans faire recours à d'autres technologies ou mesures complémentaires.

La problématique, les objectifs et les contraintes étant posés, il est indispensable avant toute chose, de bien comprendre les techniques traditionnelles de reconnaissance des espèces d'arbres utilisées par les forestiers. C'est pour cette raison que nous débutons le chapitre 2 par une présentation de ces techniques ainsi que les techniques et méthodes fondées sur le traitement de données 2D et 3D décrites dans la littérature. Puis, nous présentons l'approche et la démarche que nous proposons pour reconnaître l'espèce d'un arbre et les choix que nous avons

effectués en tenant compte non seulement des contraintes citées ci-dessus, mais aussi de la spécificité et des possibilités qu'offrent les données T-LiDAR.

Notre approche consiste à analyser la texture géométrique 3D de l'écorce afin d'extraire des caractéristiques pertinentes permettant de déterminer l'espèce de l'arbre par classification supervisée. L'évaluation de notre approche a nécessité la constitution d'une base d'échantillons des écorces de toutes les espèces à reconnaître. Cette base a ensuite été divisée en une base d'apprentissage et une base de test lors des différents tests. Le système de numérisation 3D utilisé, l'acquisition des données 3D, les conditions d'acquisition et la méthode d'extraction des échantillons font l'objet du chapitre 3.

L'approche que nous proposons a été évaluée avec quatre techniques et méthodes d'analyse et d'extraction des caractéristiques : analyse multi-résolution par ondelettes et contourlets, segmentation par seuillage, segmentation par ligne de partage des eaux et segmentation 3D par la méthode « Burst Wind Segmentation » que nous avons développée associée à un dictionnaire de cicatrices caractéristiques des espèces à reconnaître. Les quatre techniques et méthodes ainsi que les résultats obtenues sont décrits dans respectivement les quatre chapitres 4, 5, 6 et 7. Pour les quatre techniques et méthodes d'analyse, le même classifieur, ainsi que la même méthode de sélection des caractéristiques importantes et de validation ont été utilisés. Pour éviter les redondances, les principes de la méthode de classification et des méthodes de sélection des caractéristiques importantes et de validation ne seront présentés qu'une seule fois dans le chapitre 4.

Enfin, cette thèse se termine par une conclusion et des perspectives pour les travaux futurs.

Chapitre 2. Identification des espèces d'arbres : de la nature à l'informatique

2.1 Introduction

Les plantes sont l'une des formes de vie les plus importantes sur terre. Elles sont les principaux éléments de l'écosystème, qui soutiennent toutes les autres formes de vie, y compris les êtres humains. Elles sont la source d'oxygène, de nourriture, de chauffage et l'habitat principal de milliers d'autres organismes. Dès le début des années 70, la dégradation constante de l'environnement naturel a entraîné une prise de conscience généralisée de la gravité des atteintes que l'homme inflige à la nature. Aujourd'hui, on prend conscience de l'urgence de protéger les ressources naturelles. Pour la protection des essences de plantes menacées, il est important que les botanistes, les écologistes et les chercheurs soient capables de les reconnaître et de les classer. Le WWF (World Wide Fund for Nature) estime qu'il n'y a, actuellement, que 50 000 à 70 000 espèces connues et identifiées par les botanistes. Sur un nombre réel plus élevé, il est impossible, pour un chercheur ou même un botaniste, de connaître toutes les espèces. D'autre part, il y a certainement beaucoup d'autres espèces végétales qui, à cause de la dégradation de l'environnement, seraient déjà en voie d'extinction avant même d'être découverte. Il est donc nécessaire de développer des applications logicielles capables d'aider les scientifiques et les non-scientifiques à reconnaître et à identifier les différentes essences.

Plusieurs applications sont conçues dans le cadre de la protection de l'environnement mais aussi pour l'identification des plantes médicales, ornementales ou nuisibles dans l'agriculture et dans un but de formation, et pour la gestion des ressources naturelles. Des acquisitions à l'aide de caméras ou de systèmes d'acquisition 3D sont utilisées selon les besoins et le contexte de l'application de reconnaissance des espèces végétales. Bien qu'il y ait plusieurs moyens pour reconnaître l'espèce d'un arbre (les feuilles, l'écorce, les bourgeons, les fleurs, les fruits et la forme géométrique des cimes), les feuilles restent la composante la plus utilisée dans les applications d'identification. Ainsi, dans le cadre des inventaires forestiers, des placettes sont réalisées sur le terrain de façon à déterminer les caractéristiques des peuplements forestiers. Cette analyse du milieu passe par la mesure d'un certain nombre de variables clés sur chaque arbre de la placette, permettant de déterminer la structure et la biomasse des peuplements. Par exemple, la mesure du DBH des arbres permet de déterminer la richesse du peuplement et son stade de développement. Cependant, les variables quantitatives décrivant un peuplement ne sont interprétables que si elles sont ventilées par espèce. En effet, chaque espèce a une dynamique, des exigences écologiques et des usages commerciaux spécifiques dont il faut tenir compte dans la planification de la gestion. La détermination des espèces d'arbres est donc cruciale dans une logique d'inventaire.

Dans une logique de réalisation de placettes d'inventaire au T-LiDAR, nous avons vu qu'un certain nombre de travaux ont démontré la possibilité d'estimer des variables telles que le DBH. Mais il apparaît indispensable de mettre au point des méthodes permettant la détermination de l'espèce à partir du nuage de points de la scène obtenue avec le T-LiDAR. En effet, une grande partie des peuplements forestiers français étant composés de plusieurs essences, il est capital, pour chaque arbre détecté, de pouvoir lui attribuer la bonne espèce.

Après avoir détaillé les techniques traditionnelles utilisées par les forestiers pour identifier les espèces d'arbres sur le terrain, nous présenterons un panorama des approches de télédétection pour la reconnaissance des espèces végétales. Nous

terminerons ce chapitre par une argumentation du choix des critères d'identification faits dans cette thèse.

2.2 Comment identifier les espèces

Les plantes ligneuses qui fabriquent des tissus secondaires durs, appelés xylème ou plus communément bois, sont les espèces qui intéressent directement le forestier. Ce sont des plantes pérennes parmi lesquelles on distingue les arbres, les arbustes, les arbrisseaux et quelques lianes (Figure 16).

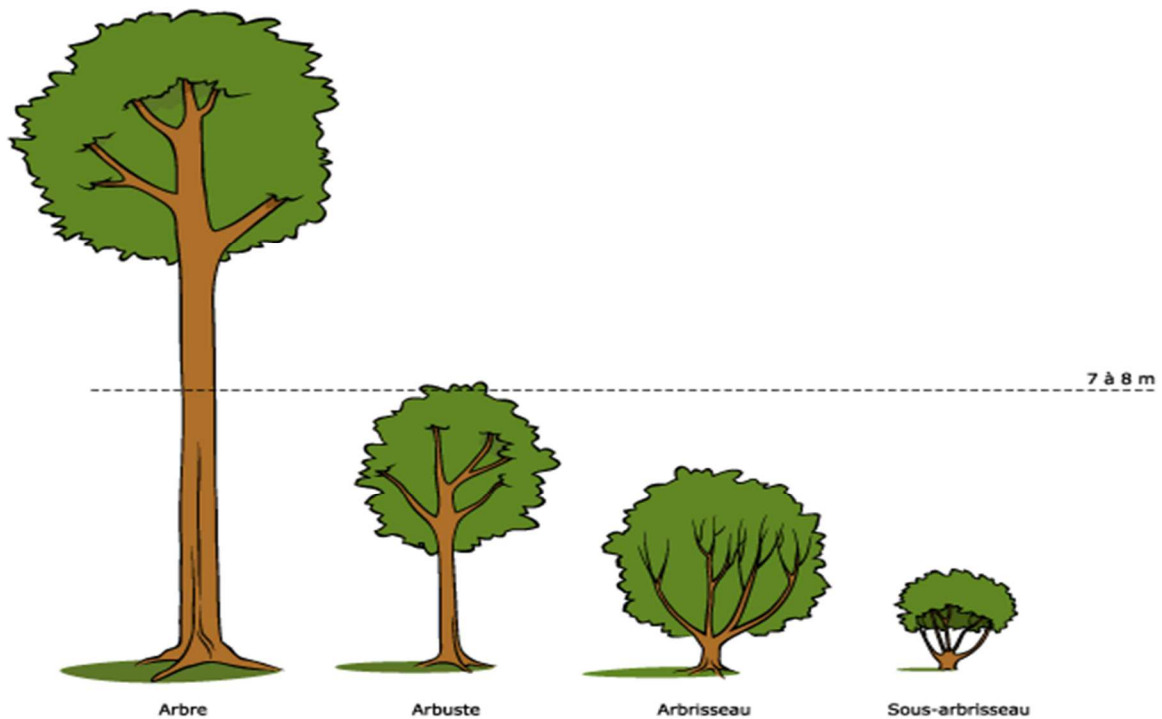


Figure 16 : Plantes ligneuses (Formation en Biologie végétale, 2014)

Un arbre est une plante ligneuse qui se développe en hauteur grâce à une structure formant un tronc ramifié pour former des branches et des rameaux (ramifications ultimes). Nous trouverons sur la Figure 17 les termes techniques des différentes parties qui forment la structure d'un arbre.

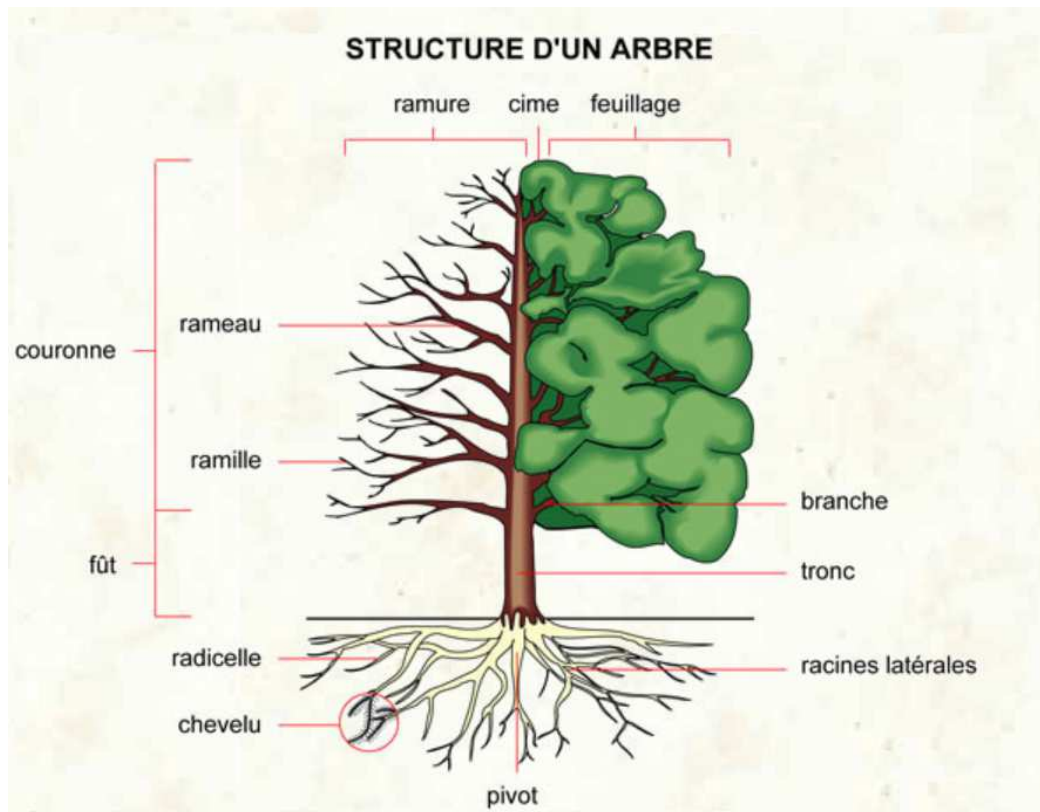


Figure 17 : Structure d'un arbre (Le dictionnaire visuel, 2014)

Au début de cette thèse, nous avons eu l'occasion de passer trois mois dans les locaux du département R&D de l'Office National des Forêts sur le pôle de Nancy, ce qui nous a permis de bénéficier d'une formation forestière sur la connaissance des essences forestières dans la nature. Après plusieurs discussions et des sorties sur le terrain avec des forestiers, nous nous sommes rendus compte de la complexité de la tâche et de l'expérience qu'elle nécessite. C'est avec l'expérience qu'un forestier apprend à reconnaître les arbres. En effet, il n'y a pas de critère absolu et durable tout au long de l'âge d'un arbre à cause des variabilités que nous détaillerons dans la section 2.3.

Dans la plupart des cas, le moyen le plus sûr pour tenter de reconnaître un arbre est d'observer ses feuilles. Toutefois, beaucoup d'arbres les perdent en hiver. Par ailleurs, certains arbres ont des feuilles très semblables, ce qui rend leur différenciation difficile. Par exemple, il est presque impossible de différencier un frêne commun d'un frêne oxyphille en comparant seulement leurs feuilles. Beaucoup d'autres caractéristiques botaniques sont à prendre en compte : les fleurs, les fruits, les bourgeons... C'est souvent la combinaison de plusieurs caractéristiques qui permet de déterminer l'espèce.

2.2.1 Les critères de reconnaissance

On compte deux grandes familles d'arbres : les feuillus et les conifères. Les feuillus ont des feuilles dont la forme est caractéristique de l'espèce. En climat tempéré, la plupart des feuillus perdent toutes leurs feuilles pendant l'automne et l'hiver. Cependant, certains feuillus, dits à feuilles persistantes, les conservent toute l'année, comme le chêne vert ou le houx, par exemple. Les conifères, quant à eux, ont des aiguilles dont l'agencement est caractéristique de l'espèce. La majorité des conifères conservent leurs aiguilles toute l'année, à quelques exceptions près, telles que les

mélèzes. Feuillus et conifères ont d'autres différences anatomiques plus ou moins utiles pour leur reconnaissance : structure du bois, branchaïson, type de fruits...

Les feuilles : Chaque espèce a une forme de feuilles ou d'aiguilles caractéristique assez stable tout au long de la vie de l'arbre. A titre d'illustration, deux clés de détermination des feuillus et résineux à partir de leur feuilles proposées par l'ONF sont joints en Annexe 2. Du point de vue botanique, les caractéristiques des feuilles procurent des critères parmi les plus fiables pour la reconnaissance des espèces. A noter, malheureusement, que ces critères ne sont utilisables que durant la saison de végétation pour la majorité des feuillus qui perdent leurs feuilles en hiver. De plus, la discrimination entre certaines espèces tient à des détails assez fins.



Figure 18 : Variabilité de feuilles et de bourgeons

Les bourgeons : Un bourgeon désigne, en botanique, une excroissance apparaissant sur certaines parties des végétaux et donnant naissance aux branches, aux feuilles, aux fleurs et aux fruits. Il assure la croissance et la ramification des tiges. Selon l'organe auquel il donne naissance, on parle de « bourgeon à bois » et « bourgeon à fruit ». Pour les bourgeons à bois, les jeunes feuilles sont protégées, le plus souvent, jusqu'au printemps par une couche d'écaïlles. Les bourgeons permettent d'identifier les arbres en hiver. Certains bourgeons sont très caractéristiques par leur forme, couleur, taille, position par rapport au rameau. Les bourgeons sont un élément à prendre en compte dans la reconnaissance s'ils sont accessibles. A l'inverse des feuilles, ils sont non visibles pendant la période de croissance (printemps, début d'été). De plus, leur reconnaissance se fait à l'aide de détails morphologiques très précis concernant des détails quelquefois de l'ordre du millimètre.

Les fleurs et les fruits : ils peuvent être un bon critère de reconnaissance. Comme indiqué sur les deux clés de détermination de feuillus et résineux données dans l'Annexe 2, les feuilles toutes seules sont parfois insuffisantes pour reconnaître les essences ; il faut, en complément, regarder les bourgeons ou les fruits. Les fleurs des espèces et des genres apparentés ont, généralement, une structure similaire, à l'inverse des feuilles qui peuvent varier énormément à l'intérieur d'un genre. Parmi les critères d'identification importants, on note la façon dont elles sont portées, solitaires ou en groupes, et l'endroit où elles sont implantées. Les graines, le temps qu'elles mûrissent, sont protégées par le fruit qui peut être sec ou charnu et présenter des formes et des couleurs très différentes qui rendent son observation très pertinente pour la détermination d'une espèce. Bien que les fleurs et les fruits portent une information sur les essences, ils ne sont pas présents tout au long de l'année.

L'emplacement : La nature du terrain impose des restrictions sur l'existence des espèces forestières. Le pH d'un sol qui caractérise la richesse chimique en minéraux est un facteur déterminant pour la végétation des écosystèmes terrestres. Le pH est souvent alcalin, ce qui limite certaines essences forestières. En fonction de paramètres influant sur sa formation et son évolution (le substrat géologique local, le relief, la topographie, le climat, l'exposition, la nature et la composition du couvert arboré), de nombreuses variations du sol existent dans le milieu forestier. Ce critère est indirect et plutôt exclusif : on peut supposer l'absence de certaines espèces sur certains sols. Cela dit, cette information est généralement très insuffisante pour une identification sélective.

La silhouette ou l'architecture de l'arbre : Les formes des cimes (houppiers) des essences ligneuses peuvent être comparées aux formes géométriques comme illustré sur la Figure 19.

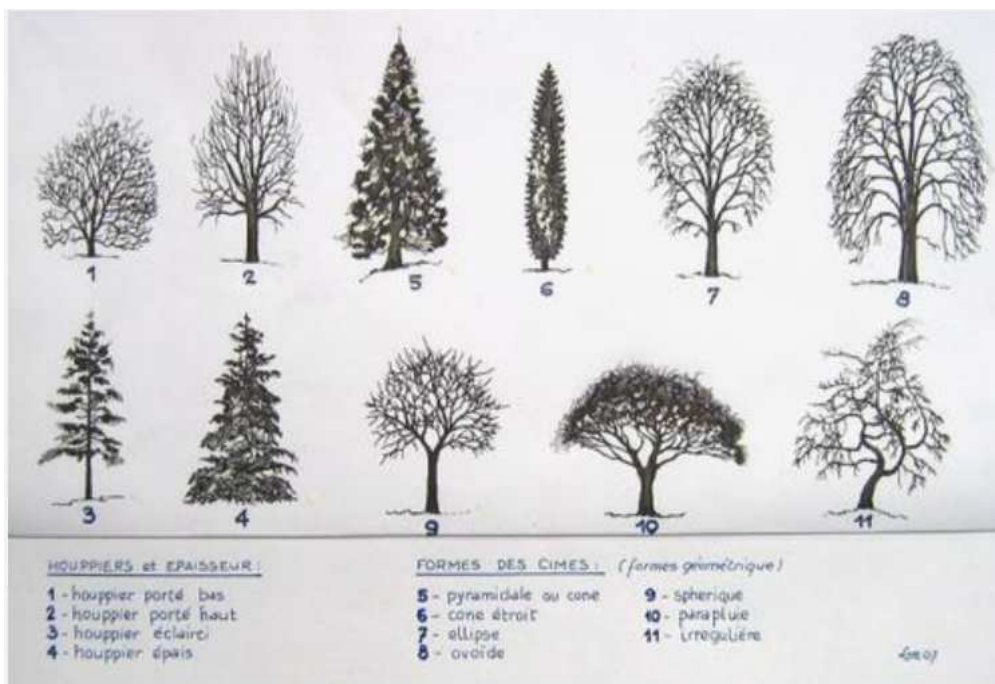


Figure 19 : Forme des houppiers des arbres

A part la forme du houppier, d'autres critères architecturaux peuvent caractériser une espèce : l'implantation des rameaux, opposée ou alternée et la direction de croissance des branches, tombantes ou montantes (Figure 20)

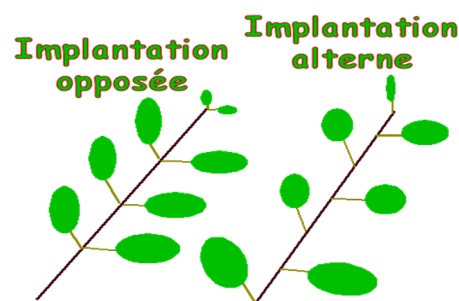


Figure 20 : Implantation des branches

Selon le modèle développé par Hallé et Oldeman (Oldeman, 1974), chaque espèce végétale possède une architecture (mode de ramification et de développement) propre. Elle lui permet de développer son espace vital, ou écotope. Tout au long de

son développement, l'arbre possède un espace vital (volume et forme du houppier, mais aussi densité, etc.) qui peut être résultante de son architecture et de son environnement. En forêt, il est ainsi possible d'estimer un écotope moyen pour telle ou telle espèce, en fonction d'un peuplement donné. Le système Hallé, Oldeman et Timlinson (Hallé et al., 1978) présente différents modèles architecturaux qui regroupent des familles d'arbres (Figure 21) parmi lesquels, par exemple, on cite :

- **Modèle de Massart** : regroupe une série d'essences résineuses (*Araucaria excelsa*, les sapins et les ifs).
- **Modèle de Rauh** : regroupe *Araucaria araucana*, la plupart des pins, les érables, les chênes, les frênes.
- **Modèle de Troll** : regroupe le hêtre, le tilleul et l'orme.

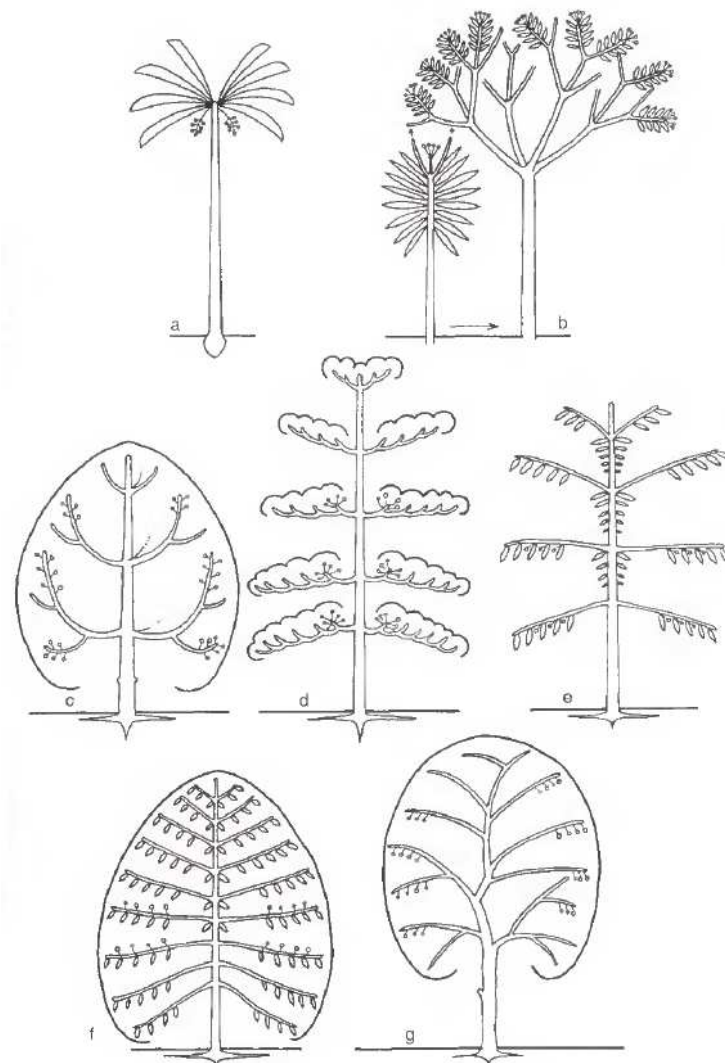


Figure 21 : Sept exemples de modèles architecturaux : (a) Modèle de Corner, (b) Modèle de Leeuwenberg, (c) Modèle de Rauh, (d) Modèle d'Aubréville, (e) Modèle de Massart, (f) Modèle de Roux, (g) Modèle de Troll. (Hallé et al., 1978)

Ces modèles de croissance conditionnent la forme des houppiers ; celle-ci peut être, dans une certaine mesure, caractéristique de l'espèce. Cependant, il faut noter que l'influence de la compétition entre arbres génère une forte variabilité.

L'écorce : L'écorce des arbres présente des cicatrices discriminantes typiques de l'espèce. Les cicatrices peuvent être sous forme de fissuration longitudinale (sapins, mélèzes..) ou bien des écailles (Epicéa, Pin..). L'écorce de jeunesse de certaines espèces peut persister durant toute la vie de l'arbre ; c'est le cas du charme ou du hêtre. Sur d'autres feuillus comme le merisier, l'érable, le chêne ou bien le frêne, le rhytidome est rugueux. Les Tableau 1 et Tableau 2 résument les clés de détermination des différents types d'écorces des conifères et des feuillus en France (Huchon, 1966). Chaque type d'écorce est illustré par des photos numérotées sur la Figure 22.

CONIFÈRES

FISSURATION LONGITUDINALE :

- R. découpé en lanières étroites.....
- R. découpé en bandes larges :
 - ⊙ R. peu épais; sur le tard R. en plaques grises à noires....
 - ⊙ R. très épais, brun rouge; Si. profonds.....

FISSURATION EN ÉCAILLES :

- Éc. moins de 2 fois plus longues que larges :
 - Crevasses étroites; Éc. régulières :
 - ⊙ J. gris argenté, lisse.....
 - ⊙ J. brun rouge, vite rugueuse.....
 - Crevasses larges, orangées; Éc. très inégales.....
- Éc. plus de 2 fois plus longues que larges :
 - Éc. de moins de 1 cm d'épaisseur :
 - ⊙ Éc. lie de vin, vite caduques
 - ⊙ Éc. grises :
 - ▼ Éc. compactes, caduques à la fin; J. grise et rugueuse.
 - ▼ Éc. formées de feuillets disjoints; J. grise et lisse....
 - Éc. épaisses :
 - ⊙ Éc. de plus de 15 cm de long, brun rouge dessus :
 - ▼ Si. très larges, grisâtres; J. grise et lisse.....
 - ▼ Si. très sinueux, noirâtres; J. brune et crevassée....
 - ⊙ Éc. de moins de 15 cm de long :
 - ▼ J. crevassée; R. à Éc. gris brun à reflets ocres.....
 - ▼ J. grise; R. à Éc. gris brun, à reflets plus ou moins violacés.....

Espèces	N°
Cyprès ⁽¹⁾	1
Sapins	2, 3
Mélèzes	4
Cèdres	5, 6
Épicéas	7, 8
Pin Cembro	9
If	10
Pin à crochets	11
Pin d'Alep	12, 13, 14
Pin maritime	15
Pin sylvestre	16, 17
Pin Laricio	18

(1) Cet aspect d'écorce est commun aux Cyprès, Thuyas, Chamaecyparis et Genévriers.

Tableau 1 : Clé d'interprétation des espèces de conifères fondée sur l'écorce (Huchon, 1966)

FEUILLUS

L'ÉCORCE DE JEUNESSE PERSISTE TOUTE LA VIE :

- Écorce épaisse, formée de liège pur, en côtes tourmentées

Chêne-liège 19

- Écorce mince et lisse :

○ Surface de l'arbre avec cannelures longitudinales

Charme 20

○ Surface de l'arbre régulière, sans cannelures

Hêtre 21

RHYTIDOME RUGUEUX :

(remplaçant une écorce le plus souvent lisse)

- R. fissurés ou sillonnés, toujours persistants :
(fissuration à dominante verticale)

- R. très tardifs. (seule la base des arbres est crevassée, et noire)

J. très blanche

Sorrier 22, 23

J. brun brillant

Merisier 24

J. verdâtre, ou grise

Tremble 25, 26

J. gris argenté avec taches rosâtres

Sorbier des oiseaux 27

- R. précoces; Si. profonds (R. visible dès le haut du tronc)

- Côtes en torsades plus ou moins ramifiées :

- ▼ Côtes à profil rectangulaire (2)

- J. lisse

J. gris rougeâtre

Érable plane 28

- J. rugueuse, beige

J. gris argenté

Châtaignier 29, 30

- ▼ Côtes à profil trapézoïdal (2)

- J. lisse

J. gris, en losanges

Ormes 31

- ▼ Côtes à profil triangulaire (2)

- J. lisse

R. brun, épais

Peupliers noirs 32

- Côtes en torsades, grossièrement parallèles :
(sectionnées transversalement de loin en loin)

- ▼ Côtes à profil trapézoïdal (2)

- J. lisse

épaisses, blanchâtres

Noyer royal 36

- J. lisse

peu épaisses, noirâtres

Tilleuls 37, 38

- ▼ Côtes à profil triangulaire (2)

- J. lisse

épaisses, grises

Chêne 39

- Si. étroits, parallèles et courts

Frêne

Chêne pédonculé 40, 41

- Si. allongés, côtes épaisses

- R. en plaques ou en écailles :

(fissuration à la fois verticale et transversale)

- R. persistants (il ne se détache pas de fragments d'écorce)

- Éc. à profil rectangulaire (2)

- Si. verticaux réguliers; Éc. grises

Chêne rouvre 42, 43

- Si. verticaux irréguliers; Éc. noires

Aune 44

- Éc. à profil trapézoïdal (2)

- Éc. moins larges que hautes, grises

glutineux 44

- Éc. petites, presque carrées, grises

Chêne pubescent 45

Chêne vert 46

- R. caducs (les fragments superficiels des Éc. s'exfolient)

- Éc. à contour sinueux, grandes :

- Éc. beige sur fond vert ou jaune

Platane 47

- Éc. brun violet sur fond beige

Marronnier 48

- Éc. approximativement rectangulaires :

- ▼ Éc. de plus de 5 cm de haut :

- Éc. brun violet

Érable 49, 50

- Éc. brunes à bord sombre

sycomore 49, 50

- ▼ Éc. de moins de 5 cm de haut :

- R. précoce, Éc. très courtes, grises, caduques mais tenaces

Sorbier domestique 51

- R. tardif

J. lisse

Poirier 52

J. rougeâtre; Éc. tenaces

Érable à feuille d'Obier 53

J. grise

Érable champêtre 54

- J. rugueuse, beige; souvent crêtes liégeuses

(2) Voir texte, p. 41.

ABRÉVIATIONS employées dans le texte et les légendes :

Éc. : ÉCAILLES.

J. : Revêtement des tiges jeunes, c'est-à-dire l'ÉCORCE proprement dite.

R. : Revêtement des tiges âgées, précisément appelé RHYTIDOME.

Si. : SILLONS.

Tableau 2 : Clé d'interprétation des espèces de feuillus fondée sur l'écorce (Huchon, 1966)

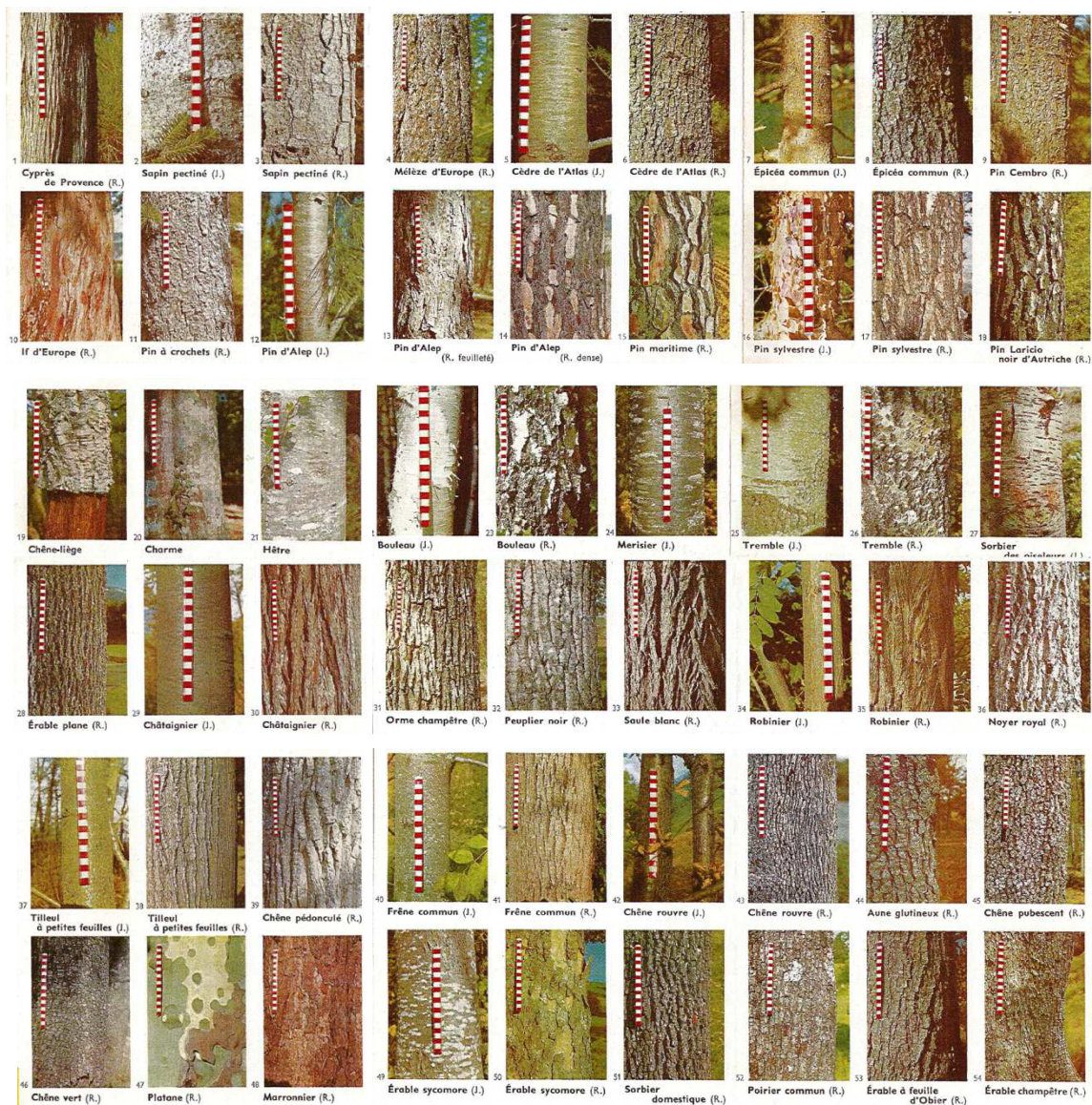


Figure 22 : Images associées aux clés d'interprétation des espèces de conifères et de feuillus (Huchon, 1966)

L'écorce a l'avantage de procurer un critère persistant, présent tout au long de l'année contrairement aux feuilles pour les feuillus. Elle peut, toutefois, changer d'aspect selon l'âge de l'arbre : souvent fine et lisse chez les jeunes arbres, elle devient le plus souvent épaisse et fendillée quand ils sont plus âgés. Des accidents naturels peuvent, toutefois, affecter le tronc ou les branches au cours de l'existence de l'arbre. Toute blessure détermine une perturbation, tout au moins locale, dans la structure et les fonctions de l'arbre.

2.3 Les sources de variabilité naturelle

Il existe plusieurs sources de variabilité naturelle chez les arbres qui seront décrites dans les sous paragraphes suivants.

2.3.1 Variabilité génétique

Chez les êtres vivants, on distingue trois niveaux de diversité (Figure 23) :

- Diversité génétique : c'est la variabilité d'un gène qui le caractérise (présence d'allèles différents ou non sur une paire de chromosomes).
- Diversité taxinomique (ou interspécifique) : la diversité génétique au sein d'un ensemble d'individus de la même espèce.
- Diversité écosystémique : c'est la diversité intra-population qui est la variation observée entre populations de la même espèce.

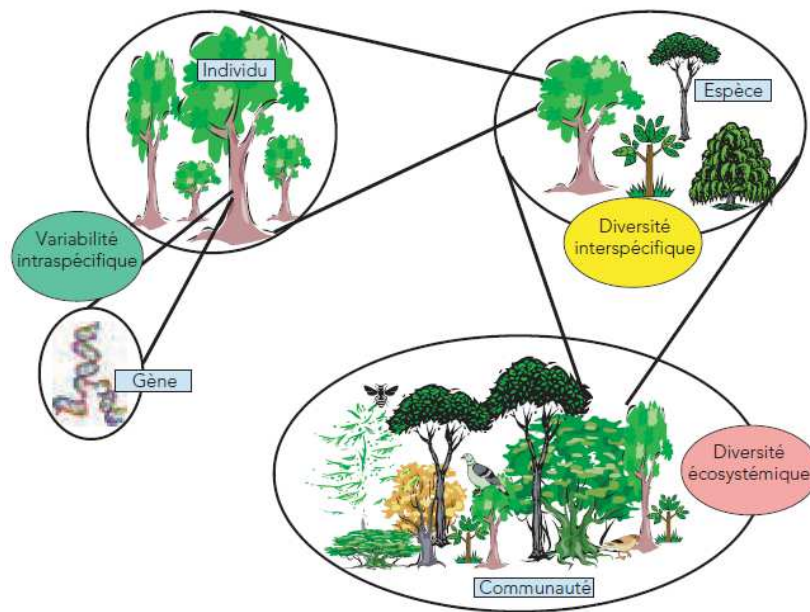


Figure 23 : Les différents niveaux de la diversité biologique, des gènes aux communautés (ONF, 2004)

A une autre échelle, nous parlons de diversité intra-population (entre les individus de la même espèce) ou inter-population (entre populations), comme illustré sur la Figure 24.

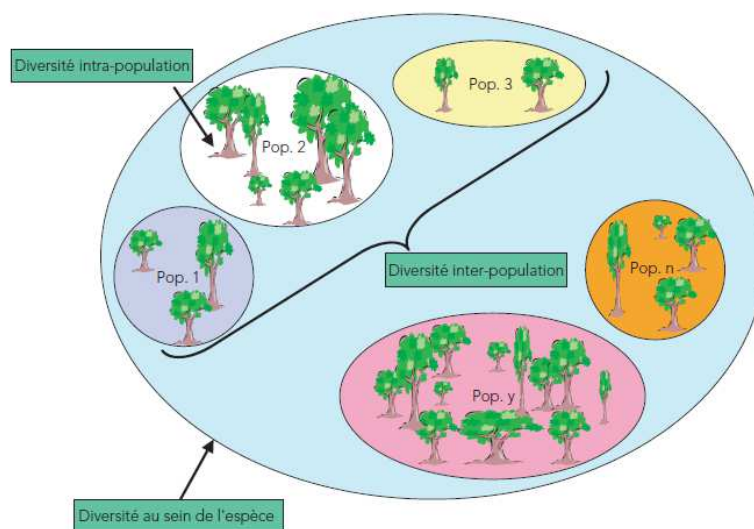


Figure 24 : Les différents niveaux de diversité observables pour la même espèce (ONF, 2004)

Différents facteurs influencent la diversité génétique intra-spécifique :

Dérive génétique : ce sont des fluctuations aléatoires dans la fréquence des allèles d'une génération à une autre.

Mutation : c'est la seule source créatrice d'allèles nouveaux par la modification du matériel génétique. Le taux de modification spontanée est de l'ordre de 10^{-4} à 10^{-6} mutations par gène et par génération. Les modifications peuvent ne pas apparaître sur les premières générations mais apparaître et devenir significatives après de nombreuses générations.

Migration : chez les végétaux, cela correspond au passage de gènes d'une population par une voie de pollen, de graines, de propagules ou de morceaux de plantes.

Sélection : elle explique l'adaptation des espèces végétales à leurs environnements : si les environnements sont très différents, la divergence génétique entre population d'une même espèce est favorisée par la sélection naturelle qui augmente l'adaptation de chaque population à son propre environnement.

Les différents niveaux de diversité génétique conduisent à des variations de formes plus ou moins marquées des différents éléments anatomiques de l'arbre utilisables en reconnaissance (feuilles, bourgeons, écorces...). Cela conduit à des différences plus ou moins marquées entre individus ou peuplements de la même espèce.

2.3.2 L'âge

En vieillissant, l'écorce des arbres peut changer d'aspect : souvent fine et lisse chez les jeunes arbres, elle devient le plus souvent épaisse et fendillée quand ils sont plus âgés. La Figure 25 montre des exemples d'écorces de frênes et de chênes à différents stades de vie.

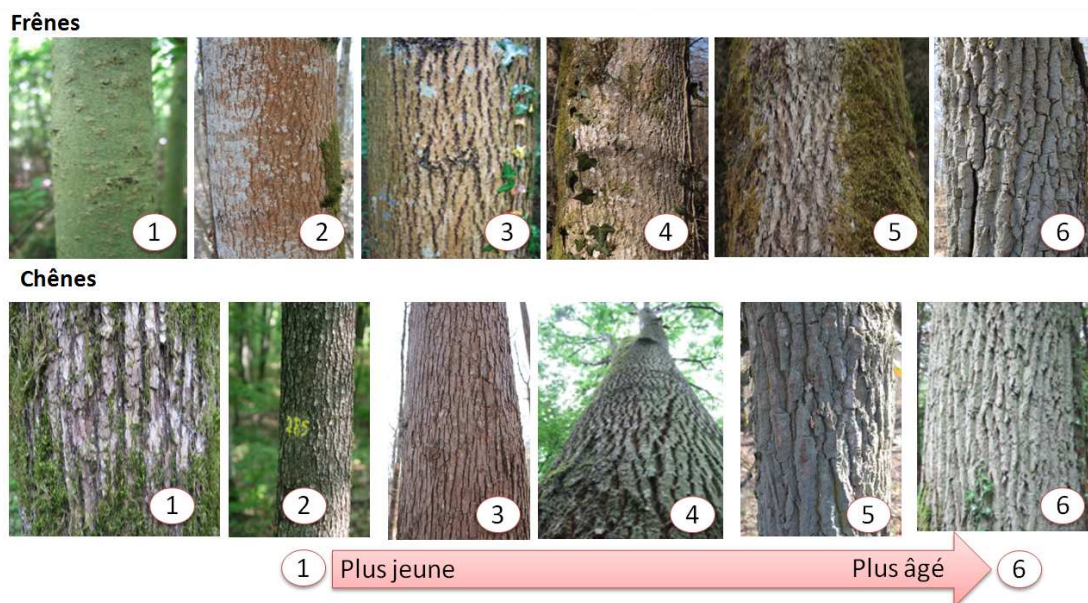


Figure 25 : Exemples d'écorces de frênes et de chênes ordonnées du plus jeune au plus âgé

2.3.3 Accidents naturels

Un arbre est susceptible d'avoir des accidents ou de multiples blessures au cours de son existence. Toute blessure qui affecte le tronc ou les branches détermine une perturbation locale qui peut affecter et changer la structure et les fonctions de l'arbre. Une réaction aboutit à l'obturation plus ou moins complète de la blessure et au

rétablissement des tissus : il s'agit de la cicatrisation. Cette source de variabilité affecte, essentiellement, l'écorce, mais peut aussi impacter la forme du houppier (cassure de branches).

2.3.4 La station

Chaque station forestière (ensemble des conditions environnementales) est caractérisée par un ensemble de facteurs de vie des essences (climat, nature du sol, topographie, quantité de lumière, température, approvisionnement en eau, ...) qui déterminent l'écosystème. Chaque essence a des besoins en ensoleillement, en approvisionnement en nourriture ou en eau. Pour que les essences puissent se développer et coexister dans différents écosystèmes, elles s'adaptent au milieu. Un exemple d'adaptation au milieu se manifeste dans les pays humides où les forêts sont plus denses et plus riches. Cette variabilité des conditions environnementales peut se traduire, dans certains cas, par des variantes morphologiques pour les différents éléments anatomiques d'arbres. Par exemple, on constate des variations de l'écorce des chênes sessiles liés aux conditions d'alimentation hydriques.

2.3.5 La sylviculture et la concurrence

Une bonne adaptation de l'essence au sol et au climat peut aider à assurer un développement harmonieux des arbres mais ce n'est pas suffisant tout au long de son cycle de production. En grandissant, les arbres entrent en concurrence les uns avec les autres, ce qui cause une perturbation au niveau de la croissance en hauteur (compétition pour la recherche de la lumière), de la croissance en diamètre, du développement latéral du houppier et de la croissance des racines (compétition pour la recherche des nutriments).



Figure 26 : Concurrence pour la recherche de la lumière (Blanchin, 2009)



(a)



(b)

Figure 27 : Concurrence pour le développement latéral des houppiers: (a) chênes, (b) Pins Sylvestres (Blanchin, 2009)

Les conditions de concurrence ont un impact majeur sur la forme effective des houppiers, en fonction du modèle de croissance. Ainsi, un arbre n'exprime son modèle de croissance de façon idéale que s'il n'a aucun concurrent et ne subit aucun accident de croissance (cas impossible dans la réalité). La forme résultante du houppier est donc une combinaison des lois d'extensions données par le modèle architectural et de la compétition avec les arbres voisins pour les ressources (lumière, en particulier).

2.4 Techniques de reconnaissance des espèces d'arbres

2.4.1 Identification à partir des images de feuilles

De nombreux travaux ont été menés sur l'identification de l'espèce des plantes à partir d'images. Les techniques sont presque toutes fondées sur le même schéma : extraction d'informations caractéristiques dans l'image analysée et comparaison aux données de même nature présentes dans une base d'images test préalablement constituée sur le terrain. Il en ressort trois groupes de méthodes d'extraction de caractéristiques : les approches fondées sur les caractéristiques géométriques (contours, formes, ...), les approches fondées sur la texture, et celles fondées sur un modèle comme le modèle de Markov.

L'extraction de caractéristiques géométriques est le plus souvent fondée sur l'information issue des contours qui sont préalablement segmentés dans l'image par des méthodes telles que les lignes de partage des eaux ou la méthode itérative de sélection de seuil selon la complexité de l'image (Wang et al., 2008) ou une approche de seuillage des niveaux de gris (Du et al., 2007). Les caractéristiques extraites sont, par exemple : la distance du centre de gravité au contour, l'excentricité, la circularité, ou l'histogramme des angles (ACH) (Wang et al., 2007). D'autres auteurs modélisent le contour par une approximation polygonale, une représentation triangulaire multi-échelle ou bien des descripteurs de points saillants (Mouine et al., 2013) avant d'en extraire les informations désirées. Des caractéristiques géométriques sont aussi extraites du squelette des feuilles (Gu et al., 2005). D'autres descripteurs de formes sont également utilisés tels que les

descripteurs de Fourier (Du et al., 2005 ; Meyer et al., 2008), les moments de Zernike (Kadir et al., 2012) et les descripteurs de Harris (Mouine et al., 2013).

Les approches fondées sur la texture utilisent, soit une analyse basée sur les LBP (Local Binary Pattern) (Prasvita et al., 2013), soit des approches par analyse multi-résolution (Prasad et al., 2011) compte tenu de la nature spatio-fréquentielle des motifs observables sur une feuille. Un vecteur caractéristique est alors formé avec des paramètres tels que la moyenne et la déviation standard des coefficients d'ondelettes. En ce qui concerne les approches par modélisation, Wu et al. (2006) proposent d'utiliser des caractéristiques visuelles (forme, nervures et bords) et sémantiques associées à une approche de recherche par le contenu implantée en XML. Enfin, nous pouvons citer deux dispositifs pratiques ayant vocation à être utilisés sur le terrain : celui développé par Mouine et al. (2013) implanté sur Android™, et le dispositif "MedLeaf" (Prasvita et al., 2013) dans le domaine pharmaceutique.

Dans tous les cas, le résultat de la reconnaissance est obtenu, soit par une approche de mise en correspondance entre les caractéristiques extraites de l'image analysée et celle de la base de données de référence (Du, 2006), soit par une approche de classification utilisant des classifieurs tels que les SVM (Support Vector Machines) (Singh et al., 2010 ; Prasad et al., 2011) ou les réseaux de neurones (Du et al., 2005 ; Wang et al., 2008 ; Singh et al., 2010). Les taux de classification obtenus sont couramment autour de 90%.

2.4.2 Identification à partir d'images de l'écorce

Les techniques proposées pour l'identification de l'espèce d'un arbre à partir d'images de l'écorce sont similaires à celles proposées pour les feuilles : extraction de caractéristiques liées à la texture suivie d'une classification. Les approches les plus populaires en classification de texture en général et en classification de texture des écorces d'arbres en particulier sont les approches statistiques basées sur les matrices de co-occurrence. Par exemple, dans le travail de Bremananth et al., (2009), les caractéristiques extraites des images à analyser et des images d'apprentissage traitées avec les matrices de co-occurrence sont corrélées. Alors que dans l'étude de Huang et al (2006), les dimensions fractales sont combinées avec les paramètres statistiques pour améliorer les performances des matrices de co-occurrence. D'autres travaux, comme ceux de Wan et al., (2004), comparent plusieurs descripteurs statistiques comme le codage par plages ou Run-Length Method (RLM), les matrices de co-occurrence, la méthode d'histogramme et la méthode d'auto-corrélation sur des images de niveaux de gris et des images couleurs. Les meilleurs résultats sont atteints par le calcul des matrices de co-occurrence des textures couleurs. Dix mesures statistiques sont extraites à partir des matrices de co-occurrence : l'entropie, le second moment angulaire, le contraste, le moment inverse, la tendance centrale, le cluster shade, la corrélation, la probabilité maximale et deux autres mesures de corrélation. Les paramètres principalement extraits d'une analyse statistique à l'aide de la matrice de co-occurrence (Bremananth et al., 2009 ; Lamei et al., 2010) sont : moyenne, déviation standard, homogénéité, contraste et entropie en changeant la distance et l'orientation de la matrice.

En plus des matrices de co-occurrence, les approches les plus utilisées pour la reconnaissance des espèces d'arbres à partir des écorces des troncs d'arbres sont les filtres de Gabor et la matrice de covariance. Une étude comparative de ces

différentes approches et la combinaison de certaines entre elles (Tou et al., 2009) montrent que le meilleur taux de reconnaissance est atteint avec la matrice de covariance. L'image peut aussi subir une analyse spatio-fréquentielle, par exemple, avec les ondelettes de Gabor (Chi et al., 2003 ; Huang et al., 2006) ou les contourlets (Huang et al., 2006). Les caractéristiques extraites, dans ce cas, sont la moyenne et la déviation standard des imagerie dans les niveaux de décomposition choisis. Les motifs binaires locaux multi-échelle (Multi-scale Local Binary Patterns LBP) sont utilisés dans la reconnaissance des écorces (Sixta et al., 2013 ; Sulc et al., 2013). Ils correspondent aux histogrammes des LBPs à différentes échelles.

Des logiciels sont conçus pour l'identification des espèces d'arbres à partir des photographies (issues d'appareils mobiles) de non seulement des feuilles et des aiguilles, mais aussi des écorces, comme dans le cadre du projet « Österreichische Bundesforste AG » lancé par « Austrian federal forests » (Fiel et al., 2011). Trois différentes approches sont testées : les matrices de co-occurrence, les ondelettes et une transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle (SIFT).

Enfin, les classifieurs proposés sont très souvent les réseaux de neurones (Huang et al., 2006), les SVM (Fiel et al., 2011 ; Sulc et al., 2013) et les k-NN (Wan et al., 2004 ; Tou et al., 2009) avec des taux de classification très variables allant de 50% à 97%. Nous pouvons conclure qu'en reconnaissance des espèces d'arbres, les approches les plus répandues sont celles fondées sur les feuilles alors que les approches fondées sur les écorces sont moins présentes dans la littérature. Ce constat est tout à fait cohérent et logique dans la mesure où les caractéristiques des feuilles sont plus stables et plus fiables que celles des écorces. Les écorces contrairement aux feuilles présentent une grande variabilité intra-classe due à des accidents qu'elles peuvent subir durant leur vie.

2.4.3 Identification des espèces d'arbres à partir de données T-LiDAR

A notre connaissance, peu de travaux existent dans la littérature sur l'identification des espèces d'arbres à partir de nuages de points issus de systèmes de numérisation T-LiDAR. Les seuls travaux sont ceux de Reulke et al. (2004) et Haala et al. (2004) qui combinent la technologie T-LiDAR et la photogrammétrie. Dans le cadre du projet NATSCAN, ils présentent une approche permettant de combiner l'information géométrique mesurée avec le T-LiDAR et l'information radiométrique couleur venant d'une caméra panoramique haute résolution. Après l'acquisition et l'enregistrement des données, la position et le diamètre des arbres sont extraits à partir des données T-LiDAR alors que l'espèce des arbres est extraite à partir de l'image panoramique. La localisation automatique des arbres et l'estimation des diamètres sont faites à l'aide d'une segmentation basée sur la courbure. Après fuzzification de la texture, des caractéristiques telles que la surface, le périmètre, la compacité et l'entropie logarithmique, sont déterminées et utilisées pour la reconnaissance des espèces d'arbres.

2.5 Notre approche : critères et argumentation des choix effectués

Un exemple de scan complet d'une placette de plus que 15 m de diamètre est illustré sur la Figure 28. Le scan est réalisé avec le Faro Photon 120 pendant une campagne de terrain faite par l'ONF.



Figure 28 : Scan d'une placette avec un Faro Photon 120

Les inventaires forestiers à l'ONF sont préférentiellement réalisés en hiver lorsqu'une grande partie des feuillus perdent leurs feuilles. La principale raison est que cela permet de minimiser les occlusions dues aux feuilles afin de pouvoir recueillir plus d'informations sur les tiges et les branches pour une meilleure reconstruction de l'architecture des arbres et une meilleure estimation du volume de bois. Le fait de ne pas disposer de nuages de points des feuilles peut paraître, à priori, un inconvénient pour la reconnaissance des espèces d'arbres dans la mesure où les caractéristiques des feuilles sont des critères stables et fiables. Or, il n'en est rien, car pour un temps de numérisation raisonnable, la résolution du nuage de points 3D issu d'un Faro Photon 120 est d'environ un point tous les 6 mm pour une distance au scanner de 10 m. Avec une telle résolution, il sera certainement très difficile d'extraire les caractéristiques pertinentes pour la reconnaissance de l'essence. De plus, l'extraction des feuilles au sein du nuage risque d'être un défi en soi, en particulier si on considère que leur orientation est très variable.

Les bourgeons, les fleurs et les fruits sont aussi très caractéristiques, mais ils ne sont pas présents toute l'année. Encore plus que les feuilles, toutes ces composantes fiables ne sont pas visibles aux résolutions couramment obtenues avec le T-LiDAR pour un temps de numérisation raisonnable et on ne peut les considérer dans notre approche d'identification d'essences.

L'architecture des arbres est une caractéristique pertinente dans l'absolu, mais elle pose un certain nombre de problèmes. Par exemple, la forme du houppier peut être utilisée pour reconnaître une espèce, mais, uniquement pour des arbres ayant poussés en croissance libre (dans des parcs). Pour des arbres en forêt, cette caractéristique est beaucoup moins pertinente à cause de la sylviculture, et, plus généralement, la concurrence entre arbres qui la modifie de manière aléatoire. Aussi, la variabilité de cette caractéristique apparaît trop élevée pour être complètement discriminante. Autre problème avec la forme du houppier est qu'elle est difficile à extraire. Des travaux réalisés en début de la thèse pour la segmentation des arbres et l'extraction du houppier ont montré la difficulté de cette tâche (Figure 29). Pour toutes ces raisons, la forme du houppier n'a pas été considérée et explorée dans ce travail, mais il pourrait constituer, dans des travaux futurs, une caractéristique complémentaire d'intérêt.

Une autre caractéristique architecturale de l'arbre qui permet de discriminer certains ensembles d'espèces entre eux est le type de branchaison (opposée, alternée, ...). Mais, cette caractéristique ne suffit pas, à elle seule, en général. Elle est plutôt utilisée pour trancher, après l'utilisation d'une autre caractéristique. De plus, cette caractéristique est particulièrement sensible aux occlusions très nombreuses dans les houppiers. Par conséquent, elle, non plus, n'a pas été considérée dans ce travail.

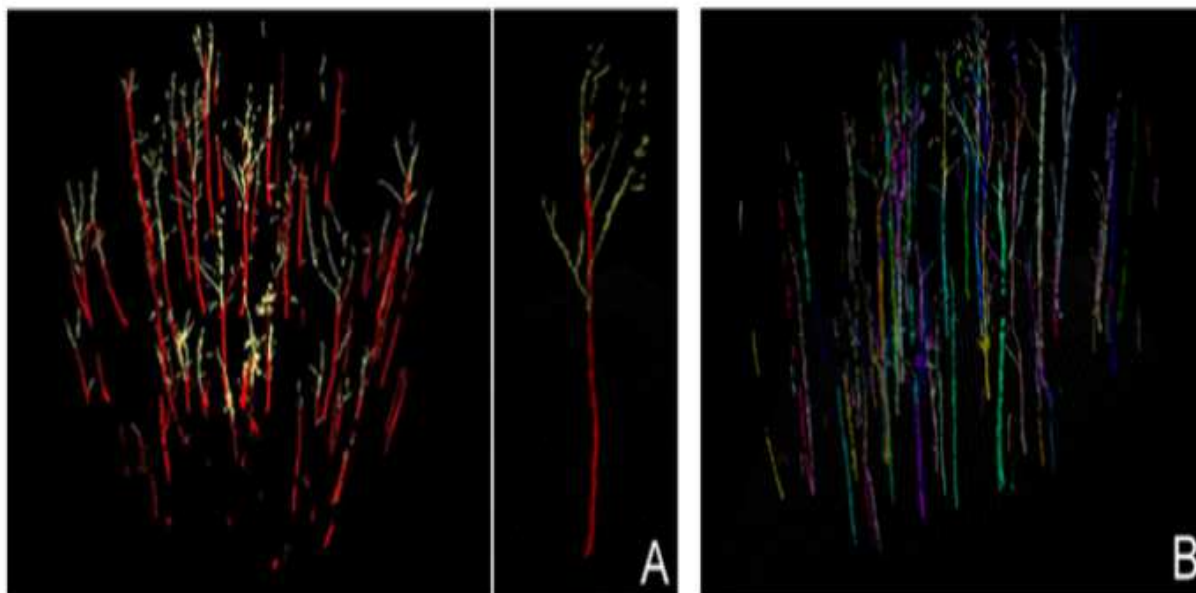


Figure 29 : (A) les troncs isolés (couleur rouge), branches (couleur jaune), (B) isolation des arbres avec Computree (une couleur différente pour chaque arbre isolé)

La nature du terrain est porteuse d'informations sur la probabilité d'existence d'une espèce ; elle pourra être utilisée en phase de validation après avoir été documentée par le forestier. C'est utile, mais très insuffisant ; cela permet d'exclure certaines possibilités à certains endroits. Dans tous les cas, il sera probablement plus aisé pour le forestier de lister les essences présentes sur la placette (liste contrainte pour la reconnaissance), que de donner des éléments de stations impactant les probabilités de présence des espèces.

L'écorce des arbres est le seul critère qui reste. Couramment utilisé par les méthodes fondées sur la photographie (section 2.4.2), il est également l'élément de premier plan utilisé par les forestiers pour la reconnaissance sur le terrain. L'exploration des nuages de points de troncs d'arbres montre que la réflectance et la position géométrique des points donnent de l'information sur les cicatrices discriminantes des espèces d'arbres comme illustré sur la Figure 30. On peut voir sur cet exemple de nuage de points avec l'information de réflectance du tronc d'un merisier que les lanières verticales caractéristiques de cette espèce sont bien visibles. Un autre exemple de deux espèces à écorce lisse illustré sur la Figure 31 montre la cannelure du charme qui apparaît clairement dans les nuages de points ; en comparaison, avec le tronc non cannelé du hêtre. Les écorces peuvent aussi présenter différents degrés de rugosité (Figure 32) : écorces lisses (le hêtre et le charme), écorces peu rugueuses (l'épicéa, l'alisier torminal) et écorces rugueuses (le pin, le chêne). Pour montrer plus clairement les cicatrices, des segments de tronc d'arbre filtrés et triangulés de quelques espèces les plus présentes en forêt française et européenne sont représentés sur la Figure 33. Ces espèces sont :

- Le hêtre : essence à l'écorce parfaitement lisse tout au long de sa vie.

- Le charme : essence à l'écorce lisse et un tronc cannelé.
- Le chêne : essence à l'écorce rugueuse avec des lanières verticales.
- Le pin : essence à l'écorce très rugueuse avec des crevasses qui sont des grandes lanières deux fois plus longues que larges.
- L'épicéa : essence ayant un rhytidome peu rugueux avec des cicatrices circulaires.
- Le merisier : essence ayant un rhytidome peu rugueux avec des lanières horizontales.

Les cicatrices peuvent donc être une caractéristique discriminante des écorces d'arbres ; mais comme nous l'avons expliqué dans la section 2.2.1, ces cicatrices peuvent subir des modifications durant la vie de l'arbre.



Figure 30 : Nuage de points et information de réflectance d'un tronc de merisier

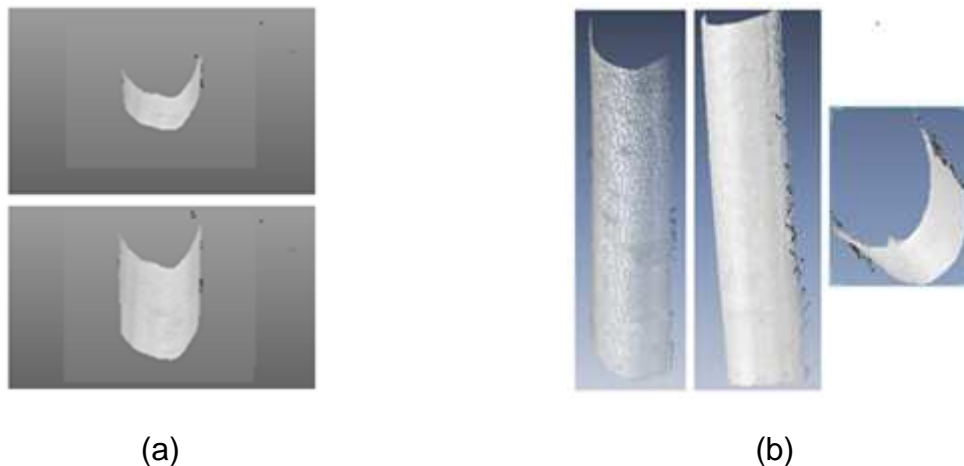


Figure 31 : Exemple de nuage de points de deux espèces à écorce lisse : (a) Charme, (b) Hêtre

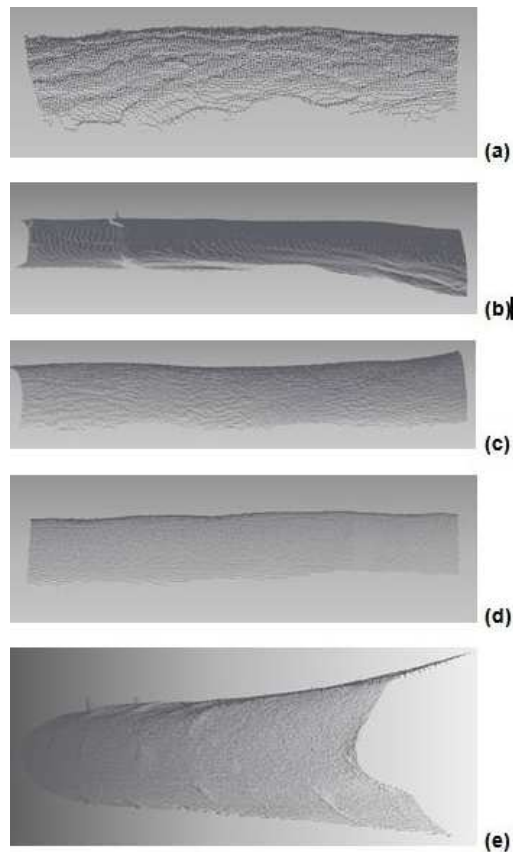


Figure 32 : Nuage de points des troncs de (a) pin, (b) charme, (c) chêne, (d) hêtre, (e) épicéa

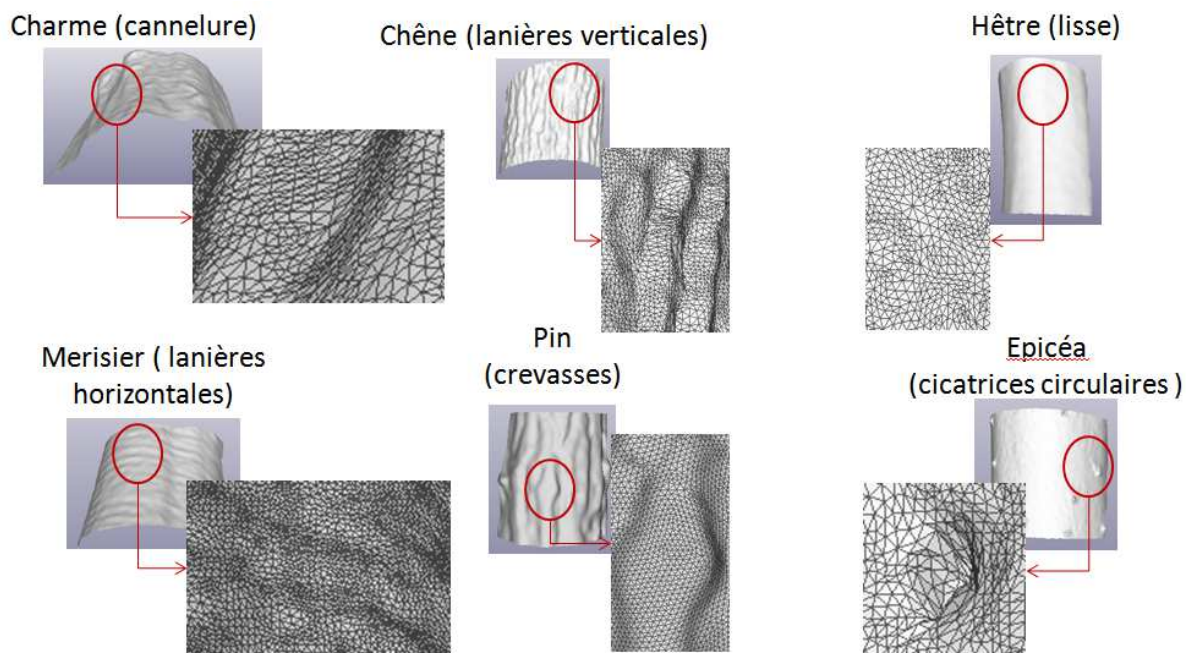


Figure 33 : Maillages de segments de troncs d'arbres montrant les cicatrices discriminantes de chaque essence

La texture 3D de l'écorce des arbres est donc porteuse d'informations et représente une piste importante pour l'identification des espèces d'arbres. Par conséquent, dans le cadre de cette thèse, nous proposons d'analyser cette texture afin d'extraire des caractéristiques pertinentes permettant de reconnaître les différentes espèces d'arbres dans une approche de classification supervisée. Comme nous l'avons dit

précédemment, il existe peu de travaux équivalents utilisant ce type de données et beaucoup de contraintes d'ordre naturel (critères de variabilité) et technologique (résolution de scan diminuant avec la distance au scanner des arbres) sont présentes. Le schéma de la démarche que nous proposons est donné dans la Figure 34.

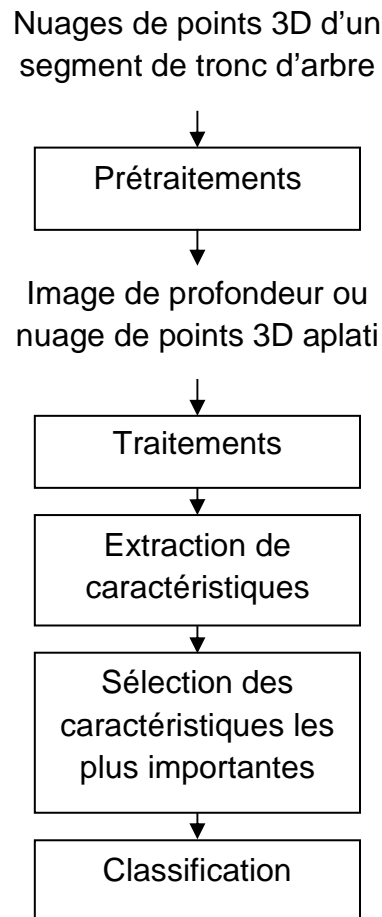


Figure 34 : Schéma de la démarche proposée pour la reconnaissance des espèces d'arbre

A partir du nuage de points 3D d'un segment de tronc d'arbre à hauteur de poitrine, nous effectuons des prétraitements pour générer, soit un nuage de points 3D aplati, soit une image de profondeur représentant la texture géométrique 3D du segment de tronc. Les techniques et méthodes mises en œuvre dans les prétraitements seront décrites dans le chapitre suivant. Ensuite, un traitement est appliqué, soit à l'image de profondeur, soit au nuage de points 3D aplati afin de détecter des caractéristiques pertinentes qui sont extraites. Enfin, une sélection des caractéristiques les plus importantes est effectuée de sorte à constituer un vecteur de caractéristiques les plus importantes pour la classification.

Dans cette thèse nous nous sommes plus particulièrement intéressés aux étapes de prétraitements, traitement, extraction de caractéristiques et sélection des caractéristiques les plus importantes. Pour la classification nous nous sommes contentés d'utiliser la méthode des forêts aléatoires (Random Forest) proposée par Breiman (2001) et implémenté dans le logiciel R. Pour le traitement, nous avons évalué trois types de traitements : analyse multi-résolution des images de profondeurs, segmentation des images de profondeur et segmentation 3D des nuages de points 3D aplati en utilisant une méthode de segmentation 3D que nous avons développée.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fait le point sur l'identification des espèces d'arbres selon les méthodes forestières standards (essentiellement manuelles) et présenté les différentes approches existantes pour une amélioration des méthodes forestières à l'aide d'images 2D. Nous avons également introduit la possibilité d'utiliser des nuages de points 3D issus de mesures T-LiDAR et étudié les critères possibles adaptés à ce type de données. Il en ressort que, parmi toutes les caractéristiques discriminantes des espèces d'arbres, la seule qui est adaptée pour une reconnaissance automatisée à partir de données T-LiDAR est la texture géométrique 3D de l'écorce. Nous proposons donc une approche fondée sur l'analyse de la texture géométrique 3D de l'écorce pour discriminer les espèces.

Chapitre 3. Matériel, outils logiciels et données

3.1 Introduction

Une reconnaissance efficace d'objets ou de caractéristiques ne se fait pas sans un bon jeu de données de référence. C'est pourquoi, dans ce chapitre, nous présentons la constitution de notre base de données de troncs d'arbres utilisée dans les chapitres suivants pour évaluer nos algorithmes. Nous avons choisi un ensemble d'espèces ayant des écorces caractéristiques des différentes morphologies existant dans la nature et faisant partie des espèces dominantes en forêt française. La section 3.2 présente l'outil d'acquisition des données brutes, la section 3.3 les outils de traitement utilisés et les sections suivantes, la construction de la base de données.

3.2 Systèmes d'acquisition utilisés

Deux scanners différents ont été utilisés pendant cette thèse : le Faro Photon 120 (Figure 35) et le Faro Focus3D (Figure 36). Leurs spécifications sont pratiquement identiques à une différence majeure près : le Faro Focus 3D donne accès en plus à une photographie couleur contrairement au Faro Photon 120. Cette donnée n'a pas été utilisée pendant les travaux de cette thèse car elle n'est disponible que pour des données acquises avec le Faro Focus 3D et son utilisation imposerait le développement de méthodes adaptatives qui pourraient fonctionner avec ou sans cette donnée. Par conséquent, nous avons plutôt centré notre travail sur l'information géométrique.

3.2.1 Faro photon 120



Figure 35 : Faro photon 120

Le Faro Photon 120 offre un bon compromis entre vitesse et précision, détail et facilité d'utilisation pour mesurer des environnements et des objets de grande taille. Le champ de scan de 360° horizontalement et de 320° verticalement permet de numériser des objets entiers allant de la taille typique d'une voiture à une plate-forme pétrolière ou un bâtiment entier. Il pèse 14,5 kg et est beaucoup plus lourd que le Faro Focus3D. De plus, il ne contient pas d'appareil photo intégré et ne peut donc pas produire de photographies 3D en couleur. Les spécifications de ce scanner extraites à partir de sa fiche technique sont indiquées sur la Tableau 3.

Ranging unit Unambiguity interval: 153.49m (503.58ft) Range²: 0.6m - 120m indoor or outdoor with low ambient light and normal incidence to a 90% reflective surface Range (Photon 20²): 0.6m - 20m at normal incidence on >2% matte reflective surface Measurement speed: 122,000 / 244,000 / 488,000 / 976,000 points/sec Ranging error³: ±2mm at 10m and 25m, each at 90% and 10% reflectivity Ranging noise⁴: standard deviation @10m - raw data: 0.8mm @ 90% refl. 1.4mm @ 10% refl. @10m - noise compressed ⁵ : 0.4mm @ 90% refl. 0.7mm @ 10% refl. @25m - raw data: 1.0mm @ 90% refl. 2.7mm @ 10% refl. @25m - noise compressed ⁵ : 0.5mm @ 90% refl. 1.35mm @ 10% refl.	Laser (Optical transmitter) Laser power (cw Ø): 20mW (Laser class 3R) Wavelength: 785nm Beam divergence: Typical 0.16mrad (0.009°) Beam diameter at exit: 3.3mm, circular
Deflection unit Vertical field of view: 320° Horizontal field of view: 360° Vertical step size: 0.009° (40,000 3D pixel on 360°) Horizontal step size: 0.009° (40,000 3D pixel on 360°) Max. vertical scan speed: 2,880rpm	Handling of data Data storage: Local: on internal 64GB Solid State Disk (SSD) (for most resolutions) Remote: via Ethernet on external PC or laptop Scanner control: via Ethernet or WLAN by PC or PDA, on local network, internet or independent operation

Tableau 3: Extrait de la fiche technique du scanner laser Faro Photon 120

3.2.2 Faro Focus3D



Figure 36 : Faro Focus3D

Le scanner laser Focus3D est issu d'une technologie laser ultra-rapide qui permet une acquisition de mesures détaillées. Son interface tactile qui permet de piloter toutes les fonctions du scanner, sa petite taille (24x20x10 cm), son faible poids (5 kg) et sa batterie performante (jusqu'à cinq heures d'autonomie) en font un instrument très innovant. Contrairement au Photon 120, il permet des scans 3D en couleur photo-réalistes grâce à une caméra RVB intégrée qui permet de superposer une information couleur à l'information 3D obtenue par le laser. Quelques caractéristiques du système à partir de sa fiche technique sont indiquées sur le Tableau 4. Les autres différences sont les suivantes :

- Un signal légèrement moins bruité que le Photon 120.
- Une longueur d'onde légèrement supérieure.
- Un champ de vue vertical moins étendu, sans que cela n'ait d'impact pour un usage en forêt. En effet, la zone d'ombre se situe sous le scanner, zone sans utilité pour des placettes forestières.
- Un diamètre de rayon légèrement plus important à la sortie.

Ces différences ne sont pas sensibles pour notre usage, d'autant plus que la résolution, la vitesse de scan et la précision sont identiques.

Unité de mesure de distance Intervalle d'ambiguïté : 153,49 m Portée Focus^{3D} 120¹ : 0,60 m - 120 m en intérieur ou extérieur par éclairage faible et incidence normale sur une surface réfléchissante à 90% Portée Focus^{3D} : 0,60 m - 20 m à une incidence normale sur des surfaces mates réfléchissantes >10% Taux de scan : 122 000 / 244 000 / 488 000 / 976 000 points /s Incertitude de mesure² : ±2 mm à 10 m et 25 m, chacune avec une réflectivité de 90% et 10% Bruit³ : @10 m - données brutes : 0,60 mm @ 90% réfl. 1,20 mm @ 10% réfl. @10 m - compression du bruit ⁴ : 0,30 mm @ 90% réfl. 0,60 mm @ 10% réfl. @25 m - données brutes : 0,95 mm @ 90% réfl. 2,20 mm @ 10% réfl. @25 m - compression du bruit ⁴ : 0,50 mm @ 90% réfl. 1,1 mm @ 10% réfl. Unité couleur Résolution : couleur jusqu'à 70 mégapixels Fonction couleur dynamique : adaptation automatique de la luminosité	Bloc de réflexion Enveloppe verticale : 305° Enveloppe horizontale : 360° Résolution verticale : 0,009° (40 960 points 3D sur 360°) Résolution horizontale : 0,009° (40 960 points 3D sur 360°) Vitesse maximale de rotation du miroir : 5 820 rpm ou 97 Hz Laser (émetteur optique) Performance du laser (cw Ø) : 20 mW (laser de classe 3R) Longueur d'onde : 905 nm Divergence du rayon : 0,16 mrad (0,009°) Diamètre du rayon (à la sortie) : 3,8 mm, sphère Manipulation des données et commande Stockage des données : SD, SDHC™, SDXC™; carte de 32GB incluse Commande du scanner : via l'écran tactile
--	---

Tableau 4: Extrait de la fiche technique du scanner laser Faro Focus3D

3.3 Outils logiciels pour le traitement des nuages de points

Pour les traitements algorithmiques que nous proposons, nous avons utilisé des logiciels et des bibliothèques qui nous ont servi, soit dans le prétraitement des nuages de points bruts, soit dans les chaînes de traitements. Les nuages de points bruts issus des scanners laser terrestres présentant souvent du bruit, un prétraitement est donc utile. Dans notre travail, nous avons utilisé RapidForm (Geomagic/RapidForm, 2014) pour le filtrage et la triangulation des nuages de points. Ce logiciel permet de manipuler des données 3D issues notamment des scanners 3D. Il permet également de créer des modèles CAO paramétrés à partir de scans 3D. Plusieurs versions de RapidForm sont disponibles 2006, XOR2, XOR3.... Pour nos travaux nous avons utilisé la version XOR3.

Par la suite, l'extraction de l'information de profondeur est codée en C++ avec l'éditeur Visual Studio et le framework Qt 4.8.0 car elle dépend des fonctionnalités de la librairie CGAL (Computational Geometry Algorithms Library), une bibliothèque de fonctions de calcul géométrique écrite en C++. Cette bibliothèque fournit des structures de données et des algorithmes de calcul géométrique 2D et 3D comme les traitements de maillage de points. Les fonctionnalités de la bibliothèque que nous avons utilisées sont celles qui concernent la définition d'un nuage de points 3D, d'un point 3D ou d'un maillage, celles qui permettent d'établir la correspondance entre deux maillages et celles permettant d'estimer des courbures principales.

A l'exception de la partie extraction de l'information de profondeur, tout le reste des codes implémentés (génération et segmentation des images de profondeur et l'extraction des caractéristiques) est écrit en Matlab version 2013. Nous avons utilisé deux bibliothèques : la première est la « Toolbox for Dimensionality Reduction » v0.8.1 de mars 2013 (Maaten, 2013) qui nous a servi pour les techniques de réduction de dimension pour le passage de la 3D à la 2D lors de la génération des images de profondeur. La deuxième Toolbox concerne l'analyse multi-résolution avec les contourlets qui est appliqué à nos images de profondeur (Minh, 2003). Pour les deux autres approches d'analyse multi-résolution (DT-RCWF et DT-CWT), Mr.

Manesh Kokare, auteur de l'approche DT-RCWF, nous a fourni gracieusement son code programme DT-RCWF et le code programme de DT-CWT.

La partie classification est faite avec le langage R version 2.15.0 (Institute for Statistics and Mathematics, 2014) qui est l'un des programmes d'analyse statistique de référence, notamment auprès de la communauté scientifique. Nous avons utilisé principalement deux packages du langage R : VSURF et randomForest (Liaw et al., 2013). Enfin, le dernier logiciel qui a été utilisé pendant cette thèse est MeshLab (2011). Nous l'avons utilisé uniquement pour la visualisation des maillages ou des nuages de points et pour générer toutes les figures de ce rapport de thèse et des articles associés. Pour résumer, le Tableau 5 liste tous les logiciels que nous avons utilisés.

Logiciel	Type	Usage dans la thèse	Chapitre
RapidForm	Logiciel de traitement 3D	Prétraitement des nuages de points 3D : filtrage et triangulation	3
Visual Studio avec Qt 4.8.0	Editeur de programme C++	Extraction de l'information de profondeur	3
CGAL	Bibliothèque 3D en C++	Extraction de l'information de profondeur	3
Matlab	Logiciel de programmation mathématique	Génération des images 2D de profondeur.	3
		Segmentation des images de profondeur ou des nuages de points 3D (Burst wind Segmentation).	7
		Extraction des caractéristiques	4, 5, 6, 7
R	Logiciel de statistiques	Classification	4, 5, 6, 7
Meshlab	Traitement de maillages 3D	Visualisation, figures	Tous

Tableau 5 : Logiciels utilisés pendant la thèse

3.4 Plan d'échantillonnage

3.4.1 Placettes et scans

Deux campagnes d'acquisition ont été effectuées durant la thèse en région Lorraine. La première, dans la Meuse à Montiers-sur-Saulx (hiver 2011) et, la deuxième, en Meurthe-et-Moselle (été 2012). Le premier ensemble de données, acquis pendant la première campagne à l'aide du Faro Photon 120, nous a servi comme base de test pour les premières expérimentations et pour les résultats des articles. Le deuxième ensemble de données, acquis à l'aide du Faro Focus3D lors de la deuxième campagne d'acquisition, est beaucoup plus étendu. De ce fait, il a été utilisé pour la validation des algorithmes proposés dans ce rapport de thèse et pour la validation finale du travail de thèse.

3.4.2 Extraction des patches

La segmentation et l'extraction des troncs d'arbres est faite à partir des scènes 3D des placettes relevées en forêt. Leur extraction est semi-automatisée à l'aide du logiciel RapidForm XOR3 (Figure 37).

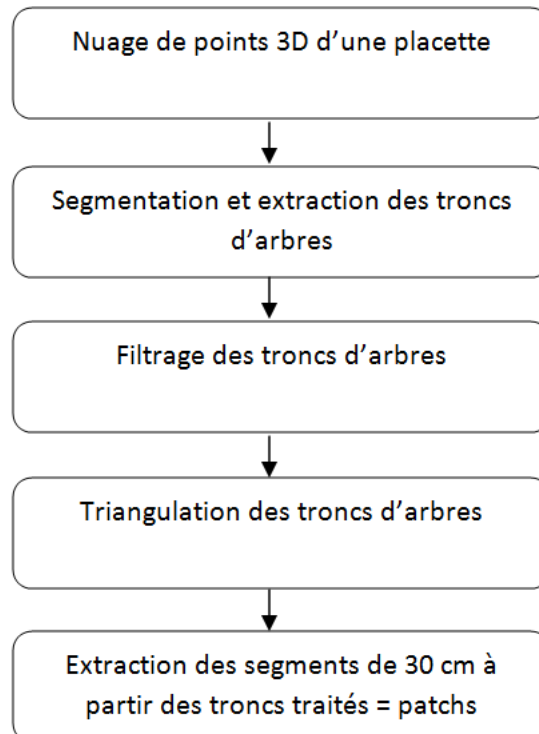


Figure 37 : Diagramme de l'approche d'extraction des patches

Après extraction des troncs d'arbres, un filtrage est effectué pour supprimer les points isolés dus au bruit de scan. Puis, les nuages de points 3D sont triangulés afin de générer un maillage surfacique pour le lissage Laplacien nécessaire au calcul de l'information de profondeur. A noter que parmi tous les traitements que nous avons implantés dans nos approches, seul le lissage Laplacien nécessite un nuage de points triangulé. Dans tous les autres cas, le traitement est effectué à partir des nuages de points 3D. A partir des troncs d'arbres filtrés et triangulés, des segments de 30 cm de long, que nous avons appelés « patches » dans toute la suite du document, sont extraits.

3.4.3 Base des patches

Plusieurs choix ont été effectués pour la construction de notre base de patches : les essences, les DBH, la distance au scanner et la méthodologie d'extraction des patches.

3.4.3.1 Choix des essences étudiées

Nous avons choisi de travailler sur les six essences suivantes : hêtre, charme, chêne sessile, pin sylvestre, épicéa, merisier. Deux raisons expliquent ce choix. La première est que ces six espèces donnent un bon échantillon des grands types d'écorces possibles en France. Elles sont donc relativement faciles à reconnaître pour le forestier. Cela permettra d'obtenir des critères pertinents pour toutes les formes typiques d'écorces. Toutes les autres essences pouvant être vues comme des intermédiaires entre ces cas typiques. La seconde raison est qu'elles

représentent, à elles seules, une bonne partie des peuplements forestiers et sont souvent en mélange entre elles. En particulier, le chêne et le hêtre sont les deux plus grandes essences feuillues françaises. Ainsi, les mélanges forestiers suivants sont très courants :

- Chêne, hêtre, charme et merisier (ce dernier étant plus disséminé).
- Chêne et pin sylvestre.
- Hêtre et épicéa.

Parmi les grandes essences forestières françaises, nous avons volontairement laissé de côté :

- Le chêne pédonculé (et autres chênes), très difficile à distinguer du chêne sessile, même pour un forestier expérimenté, en particulier si on ne dispose que de l'écorce.
- Le sapin pectiné, ayant une écorce proche de celle de l'épicéa, assez variable et intermédiaire entre les grands types représentés dans l'échantillon d'espèces retenu.
- Les autres pins (noir et maritime, en particulier), ressemblant assez fortement au pin sylvestre, mais rarement présents en mélange.
- Les essences plus disséminées (érables, frêne, alisiers, tilleuls).

En premier lieu, nous avons cherché à prospecter les peuplements forestiers dans la région lorraine pour constituer notre base de données. Nous sommes partis des espèces envisageables et avons fait une enquête sur la base des informations que nous avons déjà et auprès des agents forestiers de l'ONF pour trouver les parcelles qui contiennent les espèces considérées dans un rayon acceptable en termes de trajet depuis Nancy. Pour certaines espèces comme le hêtre ou le charme, la mission était facile contrairement à d'autres espèces, comme le merisier ou le pin.

Ainsi, si l'on souhaite obtenir une reconnaissance applicable de façon systématique à tous les peuplements, les méthodes mises au point dans cette thèse sur les 6 essences caractéristiques étudiées devront être testées sur ces autres essences. Il faut donc considérer ce choix d'espèces comme un palier méthodologique qui permettra d'obtenir une méthode applicable en l'état à un très grand nombre de peuplements forestiers.

3.4.3.2 Tester différentes catégories de diamètre ou d'âge

L'écorce évolue avec l'âge de l'arbre et, donc, avec le diamètre du tronc. Pour évaluer cet effet, nous avons échantillonné des arbres de trois catégories de DBH égales à : 20, 30 et 45 cm. Nous avons voulu ainsi déterminer si la reconnaissance est efficace quel que soit l'âge ou seulement pendant une certaine période de la vie des arbres. De plus, nous avons voulu aussi évaluer la pertinence de nos algorithmes tout au long du cycle de vie d'un arbre, lorsqu'il est jeune ayant un DBH égal à 20 cm et des cicatrices moins bien dessinées, lorsqu'il est d'âge moyen ayant un DBH égal à 30 cm et des cicatrices typiques de l'espèce et, enfin, lorsqu'il est plutôt vieux et ayant un DBH égal à 45 cm et une forte possibilité qu'il ait subi des accidents naturels qui peuvent modifier ses cicatrices.

3.4.3.3 Distance au scanner et occlusion

Nous avons fait le choix de réaliser des scans relativement optimaux : standardiser la distance au scanner et éviter les effets d'occlusion sur les patchs extraits (pas de sous-étage entre le scanner et le tronc). La distance par rapport au scanner a un impact sur la résolution de nos nuages de points. Nous avons choisi de standardiser la distance par rapport au scanner à 6 m ; ce qui est raisonnable à l'échelle d'une placette (sur une placette de 15 m de rayon réalisée en multi-scan, la plupart des arbres sont scannés depuis un point de vue en deçà de 6 m). Il est possible que les technologies du scanner laser terrestre évoluent et soient capables d'acquérir plus d'informations même à longue distance en un temps opportun, ce qui ouvrirait des perspectives intéressantes pour de futurs travaux.

Les occlusions peuvent avoir des effets sur les traitements algorithmiques que nous proposons. Nous avons choisi de ne pas extraire de patch là où nous pouvons rencontrer ce type de problème. Ainsi, nous avons fait le choix de traiter le cas de patchs complets et bien décrits afin de se placer dans des conditions optimales de développement de méthodes pour la reconnaissance d'essences. L'étude de l'effet de la résolution (variation de la distance au scanner) et la gestion des données manquantes dues à l'occlusion pourra être traité ultérieurement, sous la forme d'analyse de sensibilité des algorithmes évalués dans cette thèse.

3.4.3.4 Plusieurs patchs par arbre

Pour chaque espèce, nous avons scanné 15 arbres par catégorie de diamètre. Pour 3 catégories de diamètre, cela nous fait 45 troncs d'arbre par espèce. Dans l'hypothèse où nous extrairions un patch par arbre, cela nous ferait 45 patchs pour chaque espèce dans notre base de patchs pour l'évaluation de nos algorithmes. Pour avoir une base plus importante, nous avons décidé d'extraire plusieurs patchs par arbre mais cela pose deux problèmes : des patchs successifs peuvent avoir le même motif et, donc, nous n'obtiendrons qu'une information redondante qui n'enrichit pas la base ; le diamètre de l'arbre décroît avec la hauteur et il faut garantir de rester dans la même catégorie de diamètre.

La procédure utilisée (Figure 38) est de découper les troncs filtrés et triangulés en des segments de 30 cm de long. Le premier segment est ignoré pour éviter l'effet d'empatement des arbres et garantir une texture bien propre. Ensuite, seul un patch sur trois est conservé pour avoir des motifs bien distincts. Ainsi on garde, en premier lieu, le deuxième segment qui correspond à la partie du tronc située à une hauteur comprise entre 30 et 60 cm du sol. Le suivant est le cinquième qui se situe approximativement au niveau du DBH. Il est, à peu près, entre 1,20 et 1,50 m. Le huitième est situé entre 2,10 et 2,40 m et ainsi de suite.

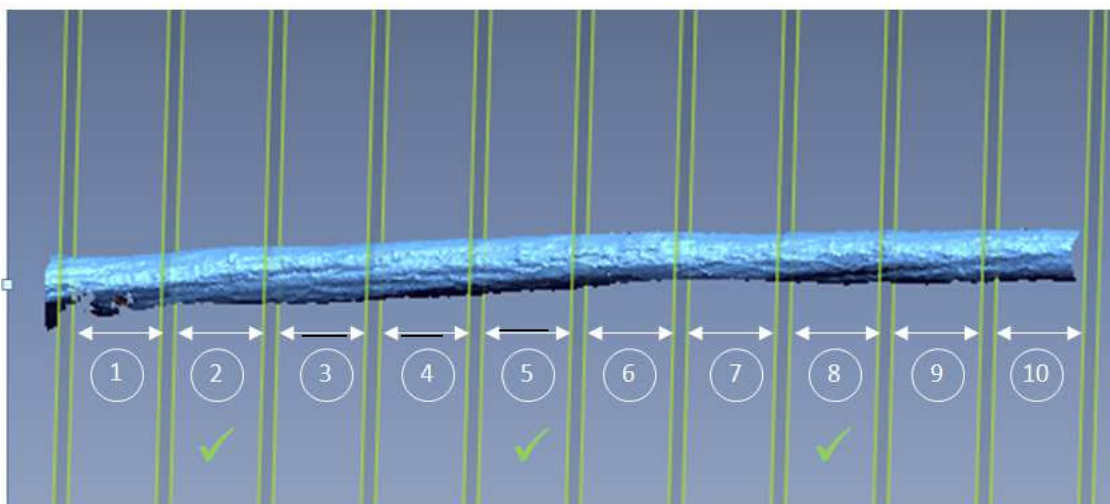


Figure 38 : Procédure d'extraction des patches avec RapidForm

Nous disposons de trois patches environ pour chaque arbre. Parfois, il est possible d'en extraire plus si la texture est suffisamment marquée dans les parties hautes du tronc de l'arbre (ce qui est le cas des arbres de DBH = 30 cm). Dans d'autres cas, nous avons moins de trois patches à cause des conditions naturelles défavorables (occlusion par des branches). Dans tous les cas, nous n'avons extrait que les patches sur lesquels nous sommes arrivés à reconnaître visuellement les motifs discriminants de chaque espèce. Pour toutes les essences et tous les DBH confondus, nous avons extrait 939 patches. Le Tableau 6 illustre la décomposition de notre base de patches en fonction des essences et des DBH.

Espèce	DBH (cm)	Nombre de patches
Charme	20	45
	30	74
	45	41
Chêne	20	48
	30	73
	45	41
Epicéa	20	47
	30	48
	45	43
Hêtre	20	42
	30	75
	45	41
Merisier	20	44
	30	76
	45	41
Pin	20	45
	30	75
	45	40

Tableau 6 : Décomposition de la base de patches

Laisser 60 cm entre les patches, selon nos experts forestiers à l'ONF, peut garantir de ne pas avoir le même motif. Le fait d'avoir plusieurs patches venant du même arbre

introduit une variabilité intra-arbre. Il est intéressant, aussi, de savoir si la reconnaissance est possible à partir de patch extrait à n'importe quelle hauteur du tronc.

Pour s'assurer qu'en prenant trois patchs éloignés du même arbre, on reste dans la même catégorie de diamètre, nous avons ajusté un cylindre à chaque patch ; le « boxplot » de la Figure 39 présente la distribution des diamètres des patchs. Comme nous pouvons le remarquer, les classes de diamètre sont bien différenciées. Il y a un seul patch de diamètre très faible pour la classe 30 qui se chevauche avec la classe de diamètre 20. Ce chevauchement est dû à une petite déformation du tronc de l'arbre qui a engendré une erreur d'ajustement du cylindre et, par conséquent, une erreur d'estimation du diamètre. Nous l'avons quand même conservé dans notre base afin de voir comment il sera classé avec nos approches algorithmiques.

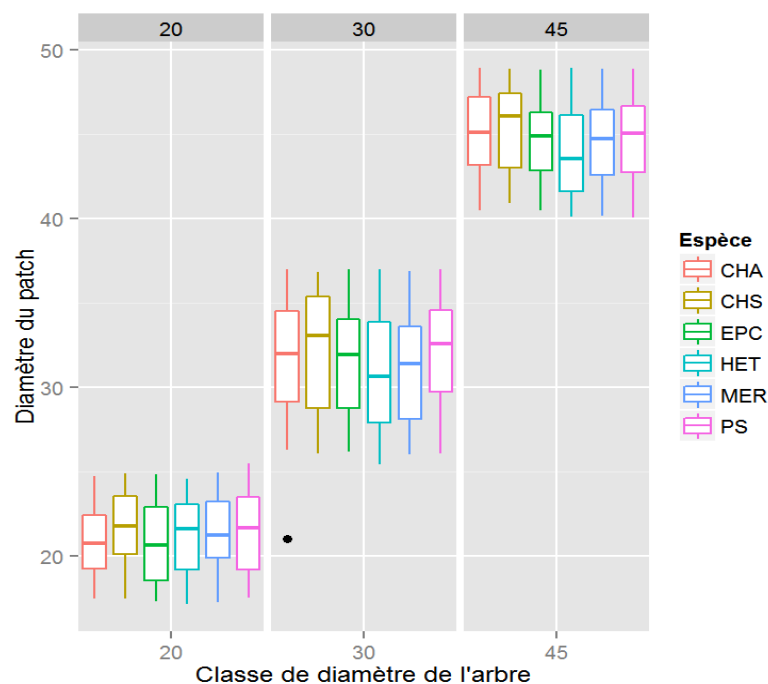


Figure 39 : Distribution des diamètres des patchs

3.5 Les données à traiter

Les données 3D issues des scans T-LiDAR correspondent à des nuages de points 3D où chaque point est représenté par ses coordonnées (x, y, z) et une information de réflectance que nous n'avons pas utilisé dans nos travaux. Une fois effectuée l'étape d'extraction des patchs évoquée précédemment (étape 1 de la Figure 40), les opérations de traitements consistent à extraire les variations locales de la surface (étape 2 de la Figure 40) puis à projeter celles-ci sur une grille régulière 2D (étape 3 de la Figure 40) afin de générer une image de profondeur. Ces étapes sont détaillées dans les sections suivantes.

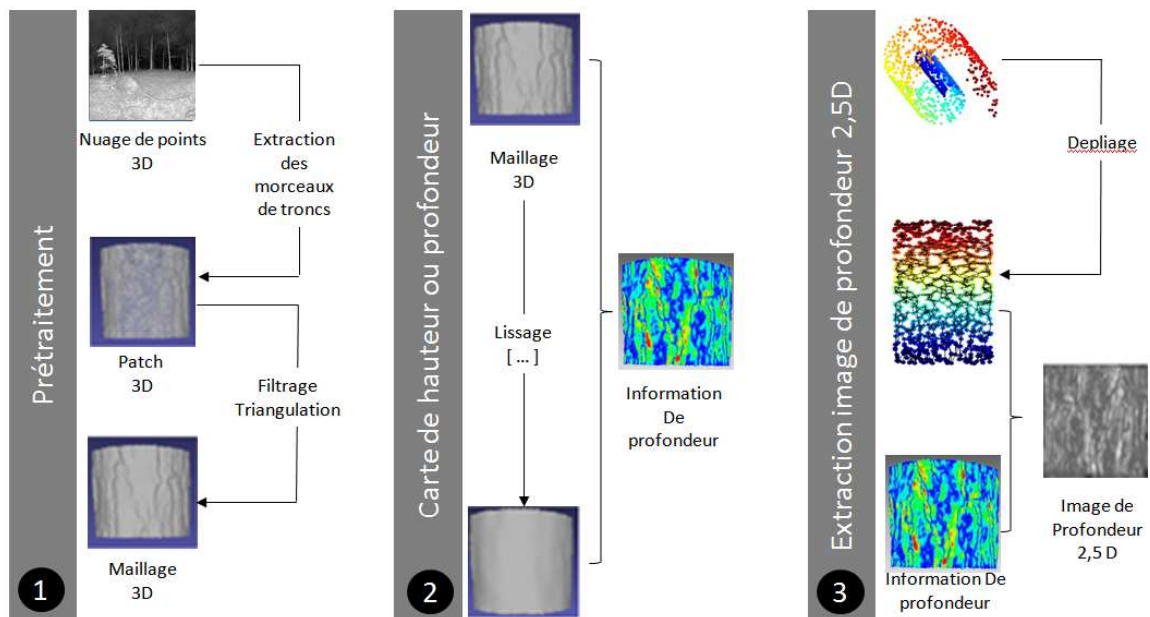


Figure 40 : Diagramme de l'approche d'extraction des images de profondeur

3.5.1 Passer en information de profondeur

Les coordonnées (x, y, z) des points du nuage mesurent la distance entre l'objet et le scanner. Cette distance peut varier alors que le niveau de détails de la texture varie aussi. En infographie, des indicateurs perceptuels sont définis en fonction de l'emplacement de l'observateur pour déterminer le niveau de détails nécessaire pour avoir une qualité d'image satisfaisante (Lavoué, 2007). Prenons l'exemple des lanières du pin. Elles vont apparaître plus larges si nous sommes proches de l'arbre. De loin, elles peuvent paraître plutôt fines. Pour s'affranchir de l'effet de distance au scanner, nous définissons une information de profondeur qui est plutôt relative à la texture ou à la variation locale du maillage.

Nous pouvons définir l'information de profondeur comme l'ensemble des détails géométriques 3D du maillage de l'écorce, en s'affranchissant de la courbure principale de l'arbre. On définit ces détails comme les variations locales M_0 du maillage original par rapport à une version lissée M_s du même maillage comme illustré sur la Figure 41.

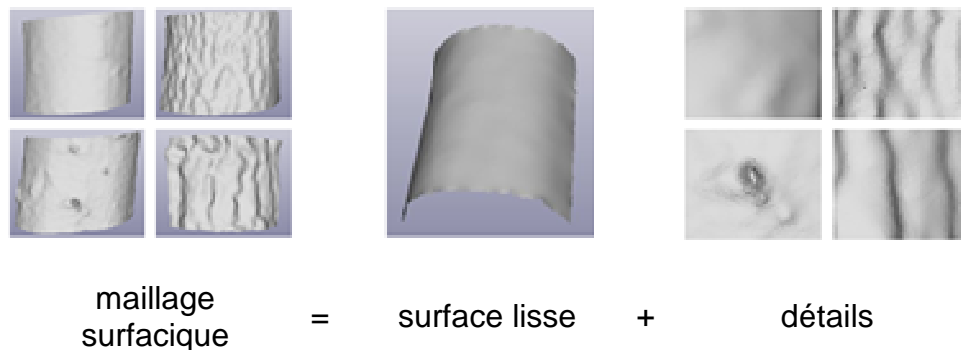


Figure 41 : Représentation des détails géométriques 3D

Ainsi les détails géométriques 3D sont un ensemble de données (x, y, z, d) dans l'espace \mathbb{R}^4 , où (x, y, z) sont les coordonnées des sommets du maillage lissé et d

représente les détails ou les profondeurs définies comme les distances euclidiennes entre les points du maillage lissé et leurs correspondants dans le maillage original. La distance euclidienne entre un point $v(x, y, z)$ du maillage lissé M_s et son voisin le plus proche $\tilde{v}(x', y', z')$ dans le maillage original M_0 est :

$$d(v, \tilde{v}) = \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2 + (z - z')^2} \quad \text{Eq. 3}$$

$$\text{avec } \tilde{v} = \underset{p_i \in M_0}{\operatorname{argmin}} \|p_i - v\| \quad \text{Eq. 4}$$

où $\tilde{v}(x', y', z')$ est déterminé en utilisant l'algorithme dynamique AABB Tree (Axis-Aligned Bounding Boxes) (Alliez et al., 2009). Le maillage lissé est calculé en utilisant l'algorithme de lissage λ/μ de Taubin (Taubin, 2000). Cette algorithme consiste à effectuer deux lissages Laplacien consécutifs avec différents facteurs d'échelle λ et μ : un premier lissage avec $\lambda > 0$ (shrinking step) et un second lissage avec un facteur de mise à l'échelle négatif $\mu < -\lambda < 0$ (unshrinking step). Le lissage Laplacien consiste à déplacer de manière itérative chacun des sommets du maillage vers une nouvelle position correspondante à la position de la moyenne pondérée des sommets voisins. La nouvelle position v'_i d'un sommet i est donnée par :

$$v'_i = v_i + \lambda \Delta v_i \quad \text{Eq. 5}$$

où v_i est la position actuelle, λ un scalaire qui commande la vitesse de déplacement et Δv_i l'opérateur Laplacien qui est égal à la somme pondérée de la différence entre le sommet courant v_i et ses voisins v_j . Il est donné par l'expression suivante :

$$\Delta v_i = \sum_{v_j \in i^*} w_{i,j} (v_j - v_i) \quad \text{Eq. 6}$$

où i^* est l'ensemble de tous les voisins du sommet v_i . L'algorithme de lissage λ/μ de Taubin est exécuté avec les mêmes poids $w_{i,j}$ pour chacun des voisins de telle sorte que $\sum_j w_{i,j} = 1$ et avec λ et μ respectivement égaux à 0,6307 et -0,6732 (valeurs suggérées par Taubin).

L'algorithme de lissage est exécuté de manière itérative jusqu'à ce que le maillage devienne suffisamment lisse. Pour mesurer l'aspect lisse du maillage, la courbure maximale de tous les points du maillage et la médiane de toutes les courbures sont calculées. La Figure 42 représente un exemple de courbe de la médiane des courbures maximales d'un maillage en fonction du nombre d'itérations de lissage de Taubin pour un patch de chacune des cinq espèces (hêtre, pin, épicéa, chêne et charme). Notons que la forme de ces courbes est la même quelle que soit l'espèce. Celles-ci présentent une décroissance rapide au début lorsque le nombre d'itérations augmente puis elles se stabilisent. En lissant de plus en plus le maillage, les positions des points tendent à se stabiliser et les courbures des maillages lissés entre deux itérations successives ne changent quasiment pas. A partir de ces courbes, nous avons déterminé que le maillage est suffisamment lisse lorsque la différence de la médiane des valeurs de toutes les courbures maximales entre deux itérations successives de l'algorithme de Taubin est inférieure ou égale à 1%; nous utilisons donc ce critère comme critère d'arrêt de lissage.

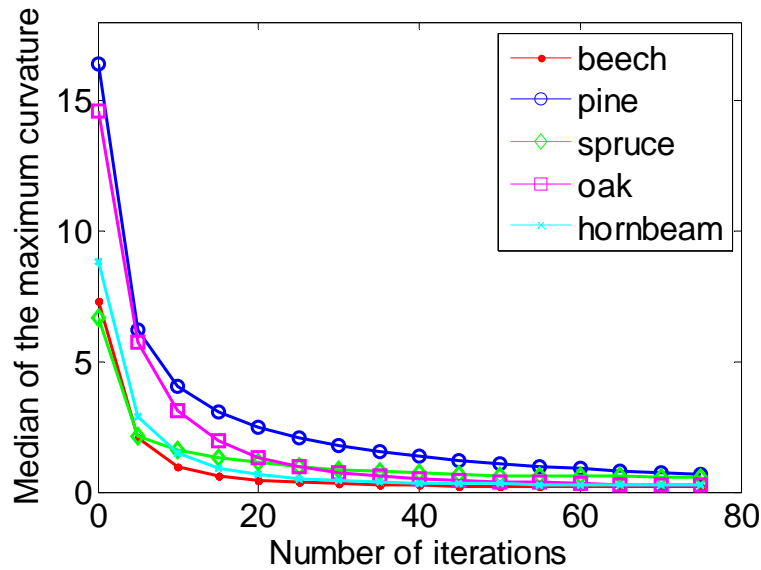


Figure 42 : Médiane des courbures maximales en fonction du nombre d'itérations pour les cinq espèces d'arbres (hêtre, pin, épicéa, chêne et charme)

Des exemples de cartes de profondeur sont représentés sur la Figure 43. Nous pouvons dire qu'avec l'information de profondeur, nous arrivons à accentuer les zones saillantes qui correspondent aux cicatrices présentes sur l'écorce.

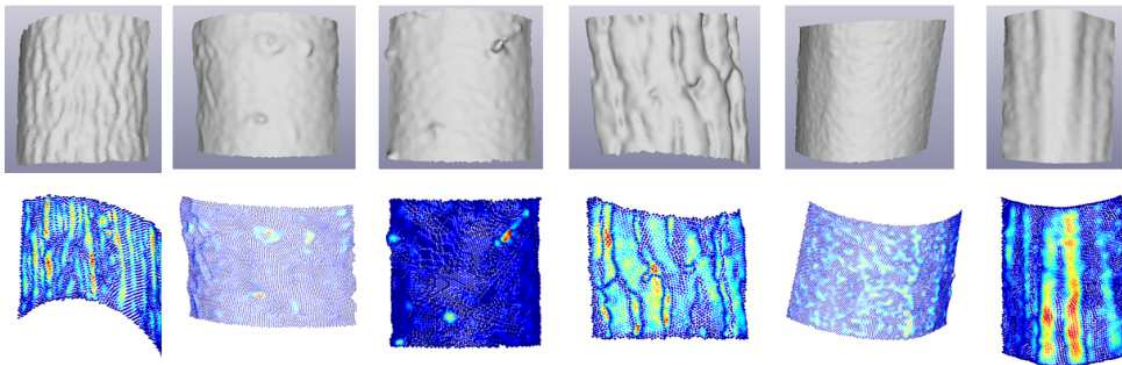


Figure 43: Cartes de profondeur 3D (première ligne : maillages 3D, deuxième ligne : cartes de profondeur 3D correspondantes)

3.5.2 Image de profondeur

Peu d'algorithmes sont capables de travailler directement en 3D avec ces coordonnées (x, y, z, d) . Afin de pouvoir accroître la gamme des traitements possibles, il est opportun de générer des images de profondeurs 2D. Il faut donc aplatir la carte de profondeur 3D pour obtenir une image de profondeur 2D. C'est un peu comme si on prenait un couteau pour décoller l'écorce et qu'on aplatissait celle-ci sur une table. Ainsi, un redressement ou un dépliage sera envisageable pour mieux étudier la texture. Certains types d'écorces présentent également des cannelures ; donc, un dépliage permettra d'extraire des zones de taille standard pour mieux étudier la texture de l'écorce.

L'image de profondeur peut être définie comme la projection du nuage de points 3D correspondant à la carte de profondeur sur une grille ou image 2D où la profondeur est représentée par le niveau de gris des pixels. Ce qui revient à transformer les

détails géométriques d'une carte 3D ou un ensemble de points (x, y, z, d) dans l'espace \mathbb{R}^4 en une image de profondeur $I(X, Y)$ qui peut être modélisée comme :

$$I : \mathbb{N}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$I(X, Y) = \begin{cases} \text{Moyenne}(d_i) & \text{si } \exists d_i: \varphi_i = (X, Y) \\ \text{Interpolation Bicubique} & \text{si } \nexists d_i: \varphi_i = (X, Y) \end{cases} \quad \text{Eq. 7}$$

où d_i sont les détails d'un vertex v_i de coordonnées (x_i, y_i, z_i) donnés par l'Eq. 3 et :

$$\varphi_i = \varphi(x_i, y_i, z_i) = (X_i, Y_i) \quad \text{Eq. 8}$$

où $\varphi(.)$ est l'opération de projection du nuage de points 3D sur l'image 2D, assurée par un algorithme de réduction de dimension.

Pour générer une image de profondeur, on superpose une grille représentant les pixels de l'image de profondeur sur la carte de profondeur dépliée et on calcule la valeur d'intensité de chaque pixel selon l'Eq. 7. En d'autres termes, si plusieurs points de la carte de profondeur dépliée se retrouvent dans un pixel, on effectue la moyenne des profondeurs d_i affectées à ces points et on attribue cette valeur au pixel. Par contre, si aucun point ne se retrouve dans un pixel, on effectue alors une interpolation bicubique à partir de la valeur des pixels voisins pour calculer la valeur du pixel.

3.5.3 Réduction de dimension

La réduction de dimension revient à donner une représentation des données dans un espace plus réduit tout en conservant, autant que possible, la géométrie relative des données d'origine. La définition suivante extraite de Noyel (2008) résume le problème : étant donné un vecteur colonne de dimension m

$$\vec{X}_i = (X_{1,i}, X_{2,i}, \dots, X_{m,i})^T,$$

il s'agit de trouver une autre représentation de dimension réduite

$$\vec{Y}_i = (Y_{1,i}, Y_{2,i}, \dots, Y_{r,i})^T \quad \text{avec } r \leq m,$$

qui exprime la même information que les données originales. Il existe de nombreuses méthodes linéaires et non linéaires de réduction de dimension des données. La Figure 44 présente la taxonomie des techniques de réduction de dimension (Maaten et al., 2009). La principale distinction entre les techniques de réduction de dimension est l'hypothèse de linéarité. Les techniques linéaires supposent que les données se trouvent dans ou près d'un sous-espace vectoriel de l'espace de grande dimension alors que les techniques non-linéaires n'adoptent pas cette hypothèse, ce qui complique l'embedding.

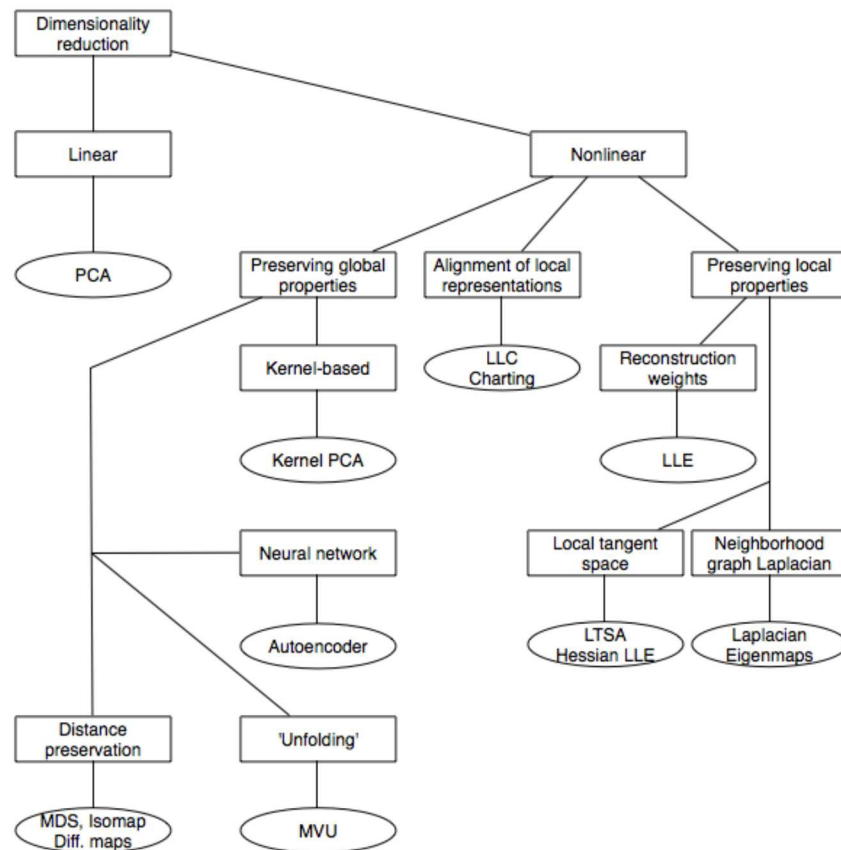


Figure 44 : Taxonomie des techniques de réduction de dimension (Maaten et al., 2009)

Une comparaison entre les deux familles de techniques ainsi qu'une description de chacune des méthodes de la Figure 44 sont présentées dans l'article de Maaten et al., (2009). Après avoir testé une grande partie de ces méthodes, nous avons utilisé l'une des trois approches suivantes : l'ACP, l'ISOMAP et le MVU.

La reformulation de l'ACP dans un espace de grande dimension à l'aide d'une fonction noyau. Cette méthode linéaire est facile à implémenter et rapide en temps de calcul. C'est une simple projection du nuage de points 3D vers l'espace 2D. Tant que nous n'avons qu'un seul point de vue par patch et que ceux-ci sont assimilables à la moitié d'un cylindre, nous pouvons effectuer une simple projection au lieu d'un dépliement, à condition de résoudre les problèmes des bords (superposition de certains points sur les bords).

ISOMAP (Tenenbaum et al., 2000) préserve les distances géodésiques mesurées le long du submanifold et permet de mieux préserver la géométrie des cicatrices. Le problème de cet algorithme est qu'il est coûteux en temps de calcul.

La méthode MVU (Maximum Variance Unfolding) (Weinberger et al., 2004) déplie le nuage de points 3D avec moins d'effets de bord et un temps de calcul réduit par rapport à ISOMAP. Son principe est identique à celui la méthode ISOMAP. Il s'agit de construire un graphe d'adjacence en préservant les distances dans le graphe résultant. La différence entre les deux méthodes concerne le dépliage de l'enroulement. MVU maximise les distances euclidiennes entre les points sous la contrainte que les distances dans le graphe d'adjacence restent inchangées. Le problème d'optimisation de distance est considéré comme un problème d'optimisation semi-définie positive (SDP), tel que l'inconnue est une matrice symétrique à laquelle on impose qu'elle soit semi-définie positive.

Pour simplifier, notre problème ressemble au dépliage d'une bande en spirale (Figure 45) avec un plongement (embedding) fidèle en imaginant que les données sont tirées le plus loin possible tout en conservant les relations de voisinage en termes de distance et d'angle entre les points.

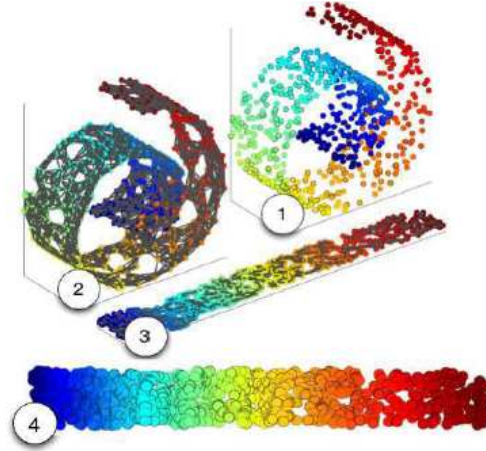


Figure 45 : Le problème non-linéaire de réduction de dimension illustré par un ensemble de données 3D de 800 points avec une bande en spirale (Swiss roll). (1) Un manifold est discrétisé en connectant chaque point avec ses k plus proches voisins avec $k=6$, (2) Un algorithme d'apprentissage non-supervisé est utilisé pour déplier la bande en spirale en préservant la géométrie locale, (3) Finalement, les points sont projetés dans le sous-espace de dimension 2 qui maximise leur variance, (4) Le résultat final

Mathématiquement, le problème revient à maximiser la variance des variables de sortie $Y = \{\vec{Y}_i\}_{i=1}^N$ sous la contrainte qu'ils soient centrés à l'origine et localement isométriques aux entrées $X = \{\vec{X}_i\}_{i=1}^N$. X et Y sont localement isométriques si pour tout point \vec{X}_i , il existe une rotation, une réflexion et/ou une translation qui associent \vec{X}_i et ses voisins à un point \vec{Y}_i et ses voisins.

L'isométrie locale garantie de préserver les distances et les angles, et peut être traduite en termes de la matrice de Gram des données d'entrée $G_{ij} = \vec{X}_i * \vec{X}_j$ et la matrice de Gram des données de sortie $K_{ij} = \vec{Y}_i * \vec{Y}_j$ par :

$$K_{ii} + K_{jj} - K_{ij} - K_{ji} = G_{ii} + G_{jj} - G_{ij} - G_{ji} \quad \text{Eq. 9}$$

Pour que les données soient centrées à l'origine, il faut que $\sum_{ij} K_{ij} = 0$. La maximisation des distances euclidiennes entre les points voisins revient à la maximisation de la trace de la matrice de Gram des données de sortie sous la contrainte $n_{ij} = 1$ ou $[n^T n]_{ij} = 1$ avec n_{ij} est la matrice d'adjacence.

La Figure 46 extrait de l'article de Weinberger et Saul (2004) résume le problème d'optimisation :

Maximize $\text{Tr}(K)$ subject to $K \succeq 0, \sum_{ij} K_{ij} = 0,$
and $\forall ij$ such that $n_{ij} = 1$ or $[\eta^T \eta]_{ij} = 1,$
 $K_{ii} + K_{jj} - K_{ij} - K_{ji} = G_{ii} + G_{jj} - G_{ij} - G_{ji}.$

Figure 46 : Le problème d'optimisation des distances euclidiennes (Weinberger, et al., 2004)

L'algorithme peut se résumer en deux étapes :

- Construire le graphe d'adjacence par l'algorithme des k-plus proches voisins.
- Résoudre le problème d'optimisation qui concerne la maximisation de la somme des distances euclidiennes entre les points.

A l'aide de la solution de la SDP, la représentation des données dans l'espace de faible dimension peut être obtenue en effectuant une décomposition en valeurs singulières SVD. Les résultats de dépliage avec cette approche sont satisfaisants car ils préservent la géométrie et la texture tout en étant économe en temps de calcul. Des exemples d'images de profondeur avec une échelle de niveau de gris [0, 255] pour cinq espèces d'arbres sont présentés sur la Figure 47.

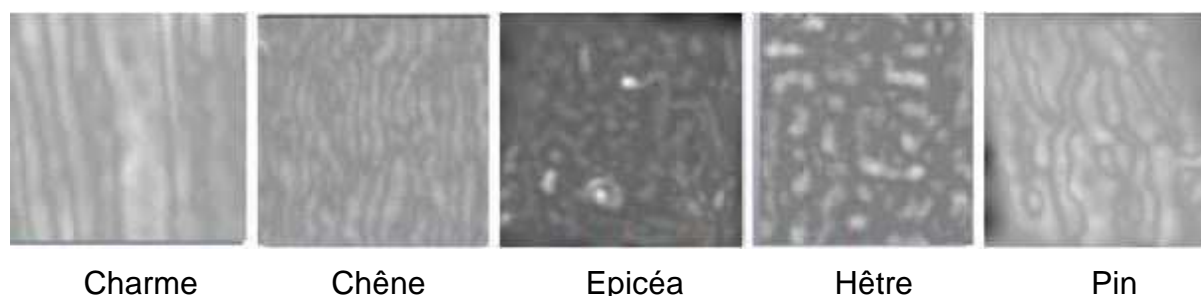


Figure 47 : Exemple d'images de profondeur de cinq espèces d'arbres

3.6 Conclusion

Nous avons utilisé deux scanners, Faro Photon 120 et Faro Focus 3D, pour acquérir les nuages de points de troncs d'arbres des six espèces suivantes : hêtre, charme, chêne sessile, pin sylvestre, épicéa, merisier. Nous nous sommes limités à la reconnaissance de ces six espèces car elles représentent une grande partie des peuplements français qui sont souvent mélangés en eux. D'autre part, des arbres de trois DBH (20, 30 et 45 cm) correspondant à de jeunes arbres, d'arbres d'âge moyen et vieux arbres ont été scannés. Les acquisitions ont été faites avec une distance au scanner de six mètres et à un quart de la résolution maximale, ce qui donne un nuage de points avec un point environ tous les six millimètres. Les deux scanners donnent des nuages de points avec l'information de réflectance, mais le Faro Focus 3D donne, en plus, des images couleur de la scène. Néanmoins, dans le cadre de ce travail de recherche, nous nous sommes limités aux nuages de points. Les informations de réflectance et de couleur n'ont pas été utilisées. Pour constituer la base de données pour l'évaluation de notre approche et des traitements et algorithmes mis en œuvre, les troncs d'arbres ont été découpés en segments de 30 cm de long appelés « patches ». Puis, les nuages de points de ces segments ont été transformés en des cartes de profondeur : des nuages de points 3D qui représentent la texture géométrique 3D ou le relief de l'écorce par rapport à une surface courbe qui est la courbure du tronc. Pour simplifier le traitement, la surface courbe a été aplanie ou aplatie afin d'obtenir des reliefs ou informations de profondeur par rapport à une surface plane. Enfin, selon le traitement utilisé pour détecter et extraire les caractéristiques pour la classification décrit dans les chapitres suivants, nous utilisons, soit la carte de profondeur aplatie, soit une image de profondeur générée à partir de la carte de profondeur aplatie. La base de données contient 939 échantillons de six espèces d'arbres et trois DBH différents avec une répartition entre 40 et 75 échantillons par espèce et par DBH.

Chapitre 4. Approche basée sur l'Analyse Multi-Résolution de la texture par ondelettes et contourlets

4.1 Introduction

Nous présentons dans ce chapitre, une première approche fondée sur l'analyse des images texturées à l'aide des ondelettes et des contourlets. Nous présentons tout d'abord le principe de l'analyse multi-résolution en ondelettes et contourlets et les transformées que nous avons choisies pour analyser les images de profondeur. Puis, nous décrivons les caractéristiques que nous avons utilisées pour la classification, la taille du vecteur de caractéristiques ainsi que le type de classifieur utilisé. Enfin, nous donnons quelques résultats obtenus avec l'approche analyse multi-résolution par ondelettes et contourlets appliquée à notre base de test.

4.2 Analyse multi-résolution de la texture par ondelettes et contourlets

Nos images de profondeur sont des images naturelles texturées qui peuvent être modélisées par des signaux quasi-périodiques. Les approches fréquentielles sont particulièrement adaptées à l'analyse de ce type d'images. Des études sur le système visuel humain ont montré que celui-ci effectue un partitionnement de l'image selon les fréquences : l'image d'entrée est décomposée dans la rétine en couches, ce qui lui permet de distinguer les différentes régions de l'image (Figure 48). Les ondelettes permettent une bonne approximation du système visuel des mammifères (Mallat, 1989).



Figure 48 : Partitionnement de l'image selon le système visuel humain (Truchetet, 2012)

La transformée en ondelettes décompose un signal d'entrée dans une base de fonctions d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ dérivant d'une fonction mère $\psi(t)$ donnée par des opérations de dilatation et de translation.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} * \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a \neq 0 \quad \text{Eq. 10}$$

où a est un facteur d'échelle et b est le paramètre de dilatation. La transformée en ondelettes est donnée par :

$$T^{ond} f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad \text{Eq. 11}$$

On peut interpréter cette expression comme une projection du signal sur une famille de fonctions analysantes $\psi_{a,b}(t)$ construite à partir d'une fonction "mère" ψ . Les transformées en ondelettes peuvent être classées selon la famille à laquelle appartiennent les fonctions analysantes choisies. Les transformées obtenues sont, suivant les cas, discrètes ou continues, redondantes ou non. Mallat (1989) a montré que la transformée en ondelette discrète, en anglais « Discrete Wavelet Transform » (DWT), peut être implémentée grâce à un banc de filtres comprenant un filtre passe bas (G) et un filtre passe-haut (H). Pour le cas d'un signal 2D, la DWT est appliquée d'abord ligne par ligne, puis colonne par colonne. Dans la Figure 49 qui illustre ces bancs de filtre, l'image subit un filtre passe-haut et un filtre passe-bas. Après une opération de sous-échantillonnage, le filtrage reprend sur chaque image de sous-bande ou sous-image ou imagerie résultante. L'image sera ainsi décomposée en une image « grossière » ou d'approximation A_1 et trois images de détails (D_1^1, D_1^2, D_1^3). Les différents éléments d'une décomposition de l'image sur deux niveaux sont illustrés sur la Figure 50 et la Figure 51 montre la décomposition de l'image Lena sur trois niveaux.

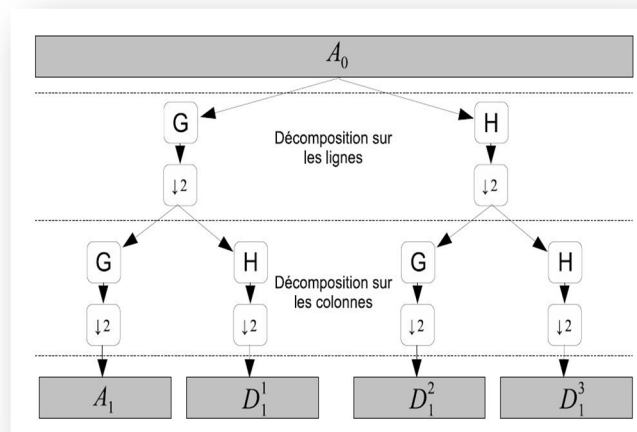


Figure 49 : Décomposition en ondelettes d'une image 2D (Truchetet, 2012)

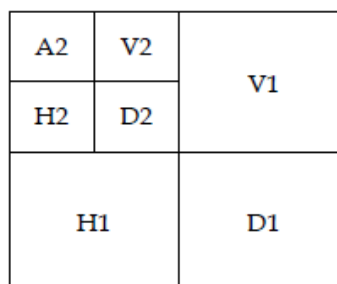


Figure 50 : Décomposition de l'image sur deux niveaux. A2 est l'image d'approximation au deuxième niveau de décomposition. H2, V2 et D2 sont respectivement les détails horizontaux, verticaux et diagonaux au deuxième niveau de décomposition. H1, V1 et D1 sont respectivement les détails horizontaux, verticaux et diagonaux au premier niveau de décomposition.

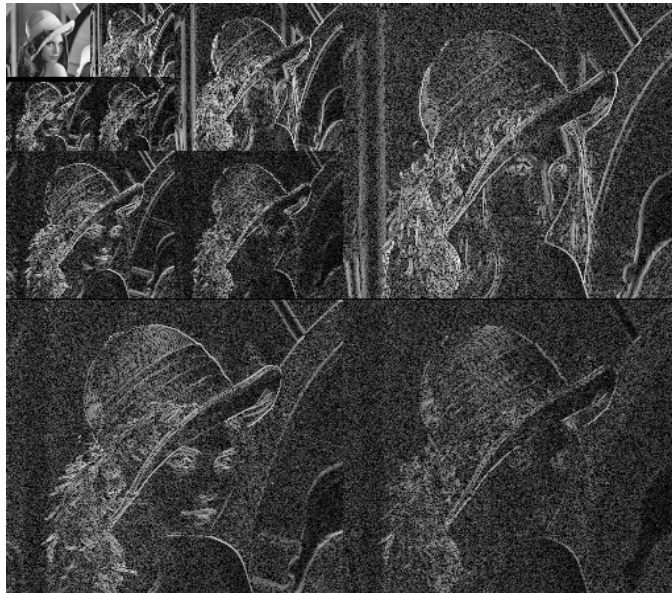
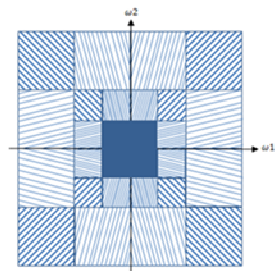


Figure 51 : Décomposition en ondelettes de l'image Lena sur trois niveaux (Truchetet, 2012)

Les techniques les plus récentes d'analyse multi-résolution fondées sur les transformées en ondelettes sont très adaptées à l'analyse de texture (Hatipoglu et al., 2000 ; Kokare et al., 2007 ; Wang et al., 2007). Elles permettent la détection de détails et de contours dans différentes directions et à différentes échelles. Toutefois, la transformée en ondelettes discrète classique (DWT) est limitée sur deux points : la sélectivité directionnelle (seulement trois directions d'analyse des détails: horizontale, verticale et diagonale) et l'invariance en translation. Le faible nombre de directions d'analyse peut parfois limiter la détection de certains contours présents dans des images de textures issues du monde réel.

De nombreuses variantes de DWT qui approximent l'invariance en translation ont été proposées ces dernières années, mais elles présentent une grande redondance dans les coefficients et nécessitent des calculs coûteux. Contrairement à ces formes modifiées de DWT, la transformée en ondelettes complexe, "Dual-Tree Complex Wavelet Transform" (DT-CWT), introduite par Kingsbury (2001) est quasi invariante en translation et nécessite relativement peu de calculs. Son utilisation nécessite deux bancs de filtres distincts pour calculer les valeurs complexes : un banc de filtres pour la partie réelle et un autre pour la partie imaginaire. Dans le cas 2D, la transformée en ondelettes complexe discrète (DT-CWT) requiert six filtres d'ondelettes pour extraire des informations dans six directions d'analyse ($\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$ et $\pm 75^\circ$). Pour améliorer la sélectivité directionnelle de la DT-CWT, Kokare et al. (2006, 2007) proposent d'utiliser des filtres d'ondelettes DT-RCWF (Dual-Tree Rotated Complex Wavelet Filters) qu'ils ont développés conjointement avec la DT-CWT. Ces filtres d'ondelettes ajoutent donc six directions supplémentaires d'analyse aux six directions de la DT-CWT afin d'obtenir douze directions d'analyse: 0° , $\pm 15^\circ$, $\pm 30^\circ$, $\pm 45^\circ$, $\pm 75^\circ$, 60° , 90° , 120° (Figure 52). Kokare et al. (2006, 2007), montrent dans leur article que la DT-RCWF a permis d'améliorer la performance de la DT-CWT à la fois en termes de précision et de temps de calcul dans une application de recherche ou d'extraction d'image de textures qu'ils ont testée. En d'autres termes, ils ont montré que la méthode conjointe DT-CWT+DT-RCWF est plus performante que la DT-CWT.

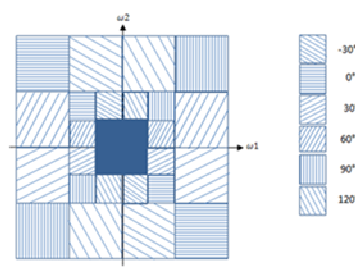
DT-CWT
(The Dual-Tree Complex Wavelet Transform)



Frequency-domain partition in complex wavelet transform resulting from two levels decomposition

(a)

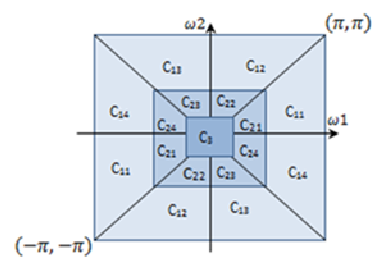
DT-RCWF
(The Dual-Tree Rotated Complex Wavelet filters)



Two-levels frequency-domain partition from RCWF decomposition

(b)

Contourlet

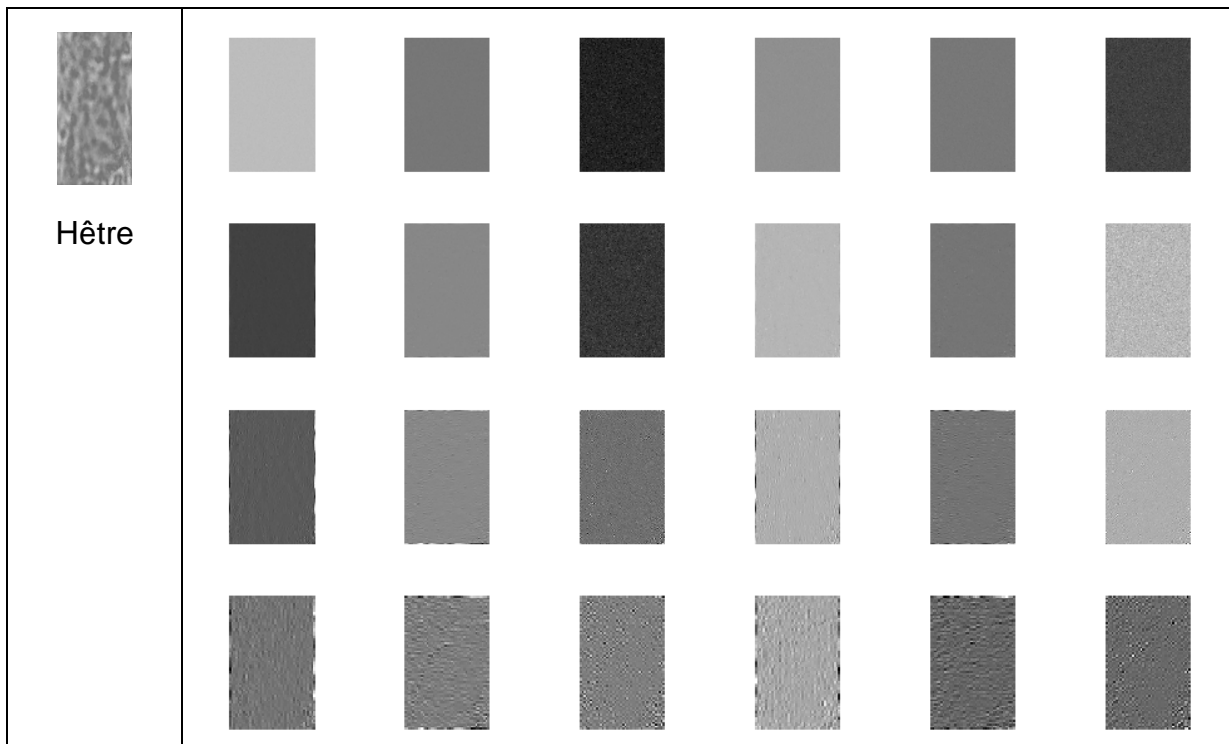


Frequency-domain of a contourlet decomposition with 3 scales and 4 frequency directions

(c)

Figure 52: Partition de l'espace des fréquences selon (a) DT-CWT, (b) DT-RCWF, (c) Contourlets

Un exemple de décomposition en ondelettes DT-CWT jusqu'au niveau 4 de deux images de profondeur correspondant à deux segments du tronc de deux arbres dont un hêtre et un chêne est représenté sur la Figure 53. On peut remarquer que les imagettes du chêne sont plus détaillées dans les directions verticales que dans les directions horizontales, contrairement à celles du hêtre.



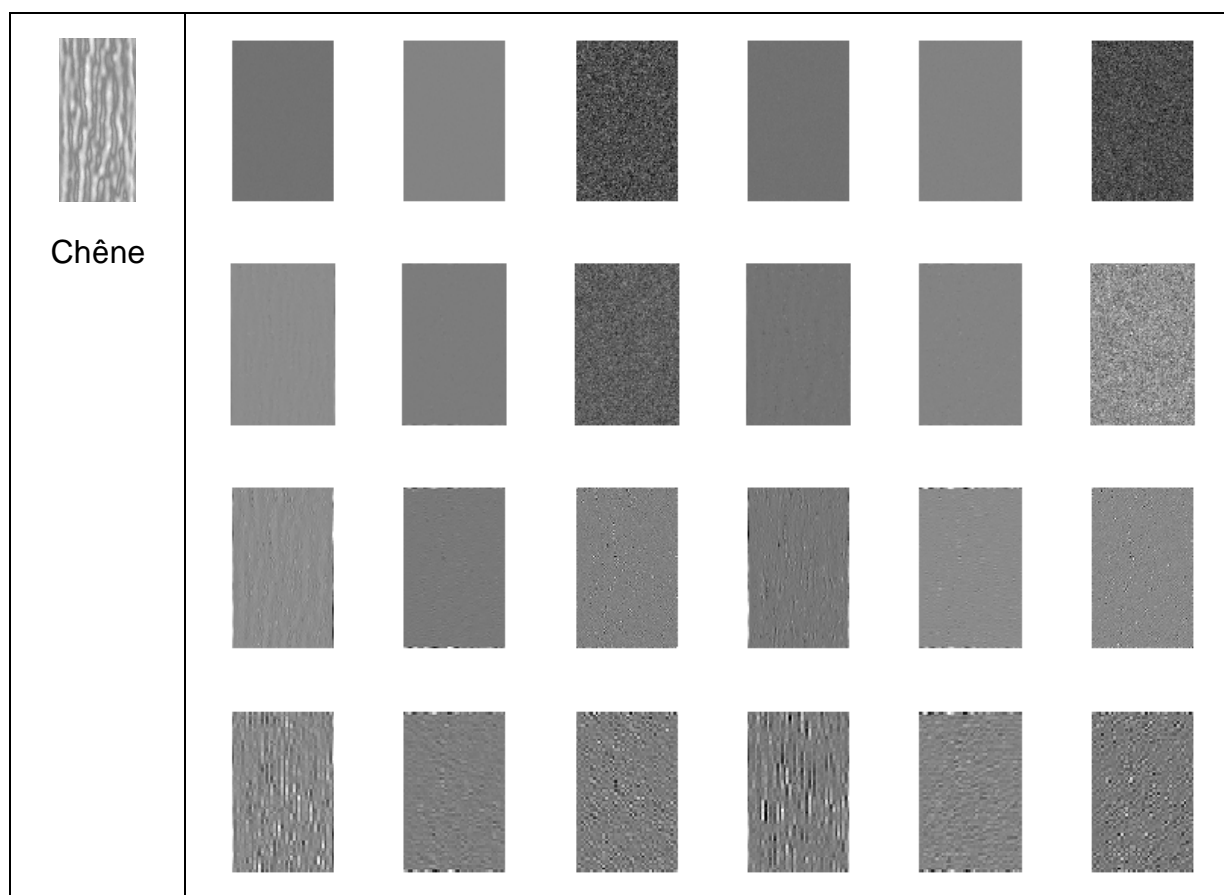


Figure 53 : Décomposition en ondelettes DT-CWT jusqu'au niveau 4 de deux images de profondeur des deux espèces

Les transformées en ondelettes discrets et complexes (DT-CWT et DT-RCWF) sont adaptées pour détecter des contours rectilignes dans des orientations précises qui correspondent aux directions d'analyse de ces ondelettes. Elles ne sont pas efficaces pour détecter des contours lisses présents dans des images naturelles (Do et Vetterli, 2005). Or, les images de profondeur sont des images naturelles qui possèdent des contours lisses. Afin de détecter tous les contours et pas seulement les contours rectilignes orientés dans les 12 directions d'analyse de DT-CWT et DT-RCWF, nous proposons une analyse des images de profondeur avec à la fois les ondelettes DT-CWT et DT-RCWF, et les contourlets proposés par Do et Vetterli (2005) pour la détection de contours lisses.

La transformée en contourlets consiste à décomposer une image à l'aide de deux bancs de filtres. Le premier banc de filtres détecte les points de singularité (ou points de contour) et le deuxième les relie pour former des segments de contours. La transformation résultante d'une telle analyse a les mêmes propriétés multi-échelle et de localisation temps-fréquence que les ondelettes, mais avec un haut degré de directionnalité et d'anisotropie. Elle représente le même contour lisse que la transformation en ondelettes, mais avec un nombre réduit de coefficients (Figure 54). En effet, dans une analyse par ondelettes, les coefficients d'ondelettes représentant de tels contours se retrouvent éparpillés dans les différentes imagerie au lieu d'être fortement présents dans une unique imagerie.

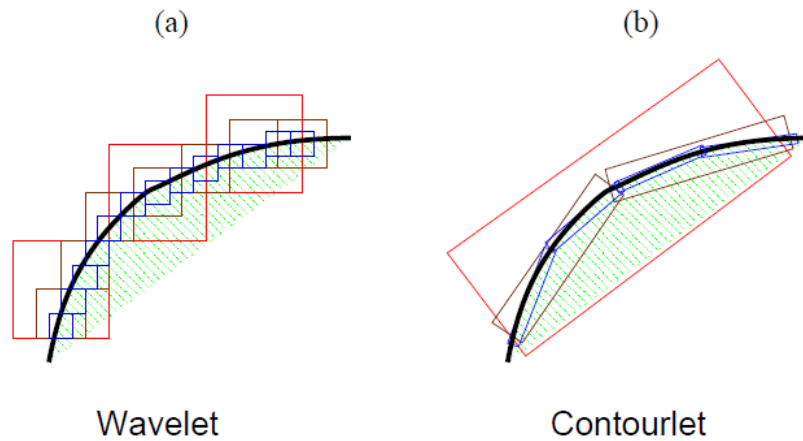


Figure 54 : Représentation du même contour avec des (a) ondelettes, (b) contourlets (Do et al., 2005)

La décomposition en contourlets s'effectue en deux étapes : une décomposition multi échelle suivie d'une décomposition directionnelle (Figure 55). La décomposition multi-échelle est effectuée grâce à une pyramide Laplacienne en trois étapes :

- Un filtrage passe-bas pour générer une version à résolution plus faible de l'image.
- Un sous-échantillonnage de la version de l'image à résolution plus faible pour générer l'image d'approximation.
- Un filtrage passe-bande de l'image d'origine pour générer l'image de détails qui peut aussi s'obtenir par la soustraction entre l'image originale et sa prédiction (obtenue par sur-échantillonnage et filtrage dual de l'image sous-échantillonnée).

La décomposition directionnelle utilise des filtres bidimensionnels de type quinconce et un échantillonnage critique pour décomposer chaque niveau de la pyramide Laplacienne en un nombre de bandes directionnelles, capturant ainsi des informations directionnelles ou orientées. Un exemple de décomposition en contourlets d'une image de profondeur est illustré sur la Figure 56.

Les contourlets étant adaptés pour les contours lisses, son utilisation avec la méthode conjointe DT-CWT+DT-RCWF devrait, en principe, améliorer la performance de cette dernière. Les études que nous avons effectuées nous ont permis de vérifier que la combinaison des trois transformées DT-CWT, DT-RCWF et contourlets donne effectivement les meilleurs taux de classification (Othmani et al., 2013) par rapport à la méthode conjointe DT-CWT+DT-RCWF. Par conséquent, nous proposons une méthode d'analyse des images de profondeur basée sur une combinaison des trois transformées pour la reconnaissance des espèces d'arbres. Nous avons choisi d'appliquer les transformées jusqu'à quatre niveaux de décomposition avec les douze directions d'analyse présentées ci-dessus pour le DT-CWT et le DT-RCWF, et huit directions d'analyse pour les contourlets.

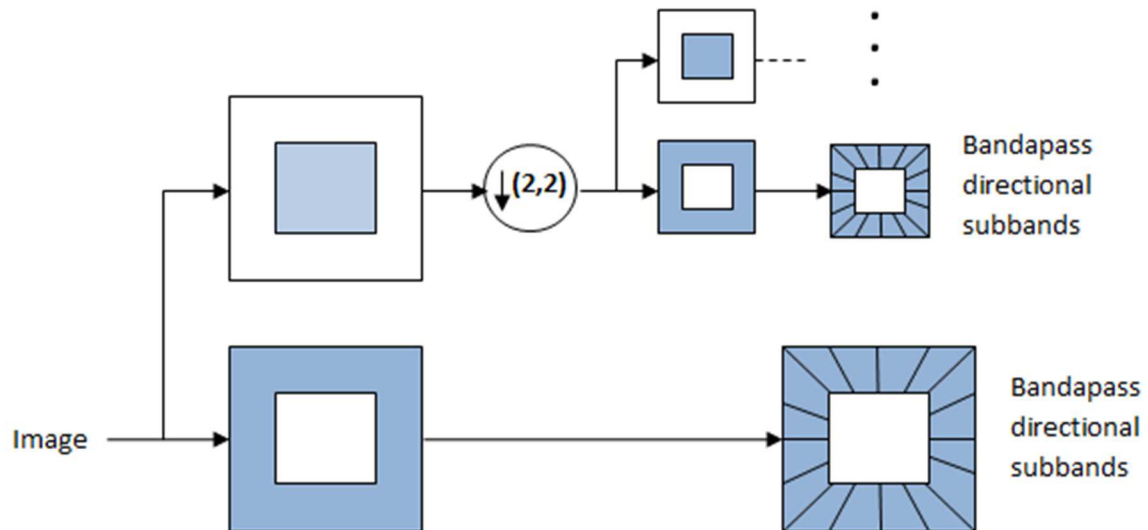


Figure 55 : Mise en cascade de la pyramide de Laplace et de bancs de filtres directionnels dans une transformation en contourlets (Do et al., 2005)

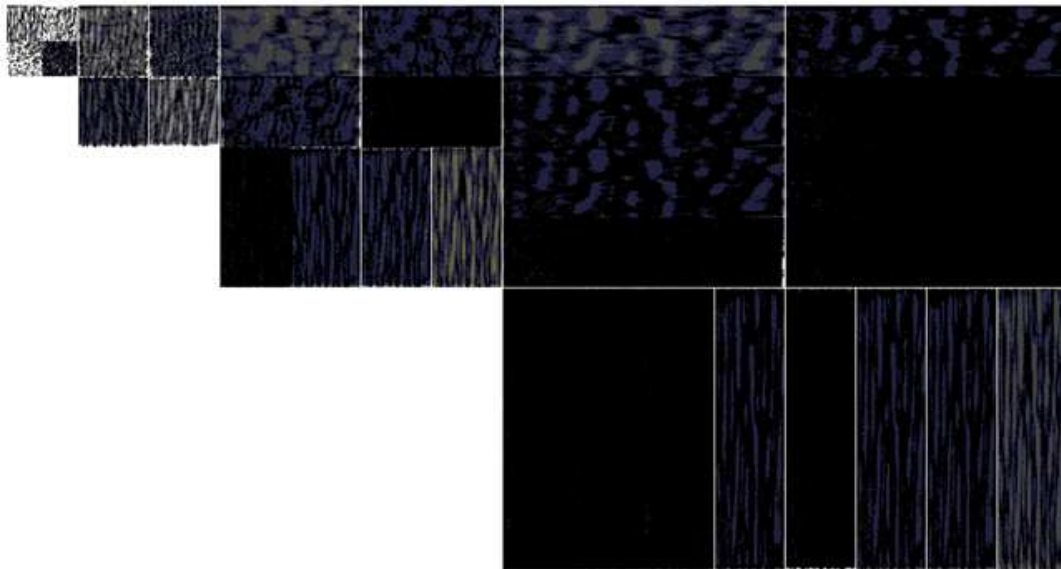


Figure 56: Exemple de décomposition en contourlets d'une image de profondeur issue du scan d'un chêne

4.3 Extraction des caractéristiques texturales à partir des sous-images résultantes des transformées en ondelettes et en contourlets

La méthode d'analyse conjointe DT-CWT+DT-RCWF+contourlets décompose l'image d'entrée en un ensemble d'imagettes. Pour chaque imagette, des caractéristiques sont calculées pour caractériser la texture de l'écorce et discriminer les différentes espèces d'arbres. Dans la littérature, il est démontré que l'énergie, la moyenne et l'écart-type des imagettes ou coefficients d'ondelettes et de contourlets sont des caractéristiques très pertinentes pour la classification de textures (Baaziz et al., 2010). Ainsi, dans notre travail, nous calculons également, pour chaque imagette, les trois caractéristiques : énergie (E_k), moyenne (μ_k) et écart-type (σ_k) définis par les

équations ci-dessous et nous les utilisons pour constituer le vecteur de caractéristiques pour l'apprentissage et la classification.

$$E_k = \left(\frac{1}{m \times n}\right) \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |im_k(i,j)|^2 \quad \text{Eq. 12}$$

$$\mu_k = \left(\frac{1}{m \times n}\right) \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |im_k(i,j)| \quad \text{Eq. 13}$$

$$\sigma_k = \sqrt{\left(\frac{1}{m \times n}\right) \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (im_k(i,j) - \mu_k)^2} \quad \text{Eq. 14}$$

où im_k est l'imagette de taille $m \times n$ correspondant au $k^{\text{ème}}$ niveau de décomposition et $im_k(i,j)$ l'intensité du pixel de coordonnées (i, j) de l'imagette.

Sachant que trois caractéristiques sont calculées pour chaque imagette à chaque niveau de décomposition, nous en déduisons que pour K niveaux de décomposition et N imagettes par niveau de décomposition le nombre de caractéristiques, D , du vecteur de caractéristique est donné par

$$D = 3 \times N \times K \quad \text{Eq. 15}$$

Dans notre cas, les transformées en ondelettes discrètes complexes DT-CWT et DT-RCWF avec 12 directions d'analyse et les contourlets avec 8 directions d'analyse ont été appliqués aux images de profondeur jusqu'à 4 niveaux de décomposition. D'après l'Eq. 15, la taille du vecteur de caractéristiques utilisé pour la classification est

$$D = 3 \times (12 + 8) \times 4 = 240$$

4.4 Classification des caractéristiques texturales

4.4.1 Choix du classifieur

La classification est un moyen d'organisation et de hiérarchisation des données. On distingue deux grandes familles de méthodes de classification : classification supervisée et classification non-supervisée. La classification non-supervisée désigne un ensemble de méthodes qui visent à dresser ou à retrouver une typologie existante caractérisant un ensemble de n observations, à partir de p caractéristiques mesurées sur chacune des observations. L'appartenance des observations à l'une des k populations n'est pas connue à l'avance en classification non-supervisée. En classification supervisée, au contraire, l'appartenance des n observations aux k populations est connue et l'objectif est de construire une règle de classement pour la prédiction des nouvelles observations. Notre problème peut être considéré comme de la classification supervisée car le but principal est de pouvoir prédire l'appartenance d'un arbre à une espèce, tout en tenant compte de la possibilité de faire de l'apprentissage sur une partie de la population. Pour résoudre le problème de prédiction, Breiman et Friedman (1973, 1987) ont proposé la méthode CART (Classification and Regression Tree). Cette méthode s'est montrée simple et très

efficace. Il s'agit de trouver un partitionnement des individus que l'on représente sous la forme d'un arbre de décision.

Une méthode par arbre de décision consiste à séparer itérativement les observations en sous-groupes disjoints, jusqu'à obtenir des groupes finaux les plus proches possibles des classes recherchées. A chaque itération, les observations sont séparées par le choix de la caractéristique la plus discriminante au regard des classes recherchées. Un seuil est déterminé afin de séparer « au mieux » les observations. Chaque méthode d'arbre de décision spécifie un critère de choix de la caractéristique et du seuil retenu. Bien que ces arbres se soient montrés très efficaces, leur construction est fortement dépendante de l'échantillon initial, ce qui peut provoquer des problèmes si certaines observations sont atypiques. L'ajout de quelques données à l'échantillon peut changer complètement l'arbre. Par conséquent, le modèle est instable. Afin de pallier ce genre de problème, la méthode des forêts aléatoires (Random Forest) a été proposée par Breiman (Breiman, 1996 ; Breiman, 2001). Le principe de la méthode est d'introduire de l'aléatoire dans la construction des arbres de décision. Plusieurs arbres sont construits sur des sous-échantillons aléatoires d'observations et de caractéristiques. Chaque arbre de la forêt vote ensuite pour déterminer l'appartenance d'un échantillon à une classe. Un vote majoritaire permet de déterminer la classe d'appartenance de l'échantillon. Il existe de nombreux modèles de forêts aléatoires, parmi lesquels la méthode Random Forest de Breiman (Breiman, 2001) connaît un succès grandissant. C'est un mélange de CART, Bagging et Random Space. Le choix de l'échantillon initial et des caractéristiques pour chaque arbre est, ici, rendu aléatoire. Le principe des forêts aléatoires de Breiman est de créer une grande quantité d'arbres de décision. Pour chaque arbre, un sous-échantillon d'observations est sélectionné. Les observations restantes seront utilisées pour la validation croisée (cross-validation) de l'arbre considéré. Ensuite, pour chaque arbre, à chaque nœud, un sous-ensemble de caractéristiques est choisi aléatoirement dans la liste des caractéristiques d'origine. Ainsi chaque arbre n'explore qu'une partie des combinaisons de caractéristiques possibles, sur une partie des individus. Cela permet de déterminer de façon stochastique les caractéristiques importantes pour la classification. L'approche des forêts aléatoires (Breiman, 2001) est très utilisée dans le domaine du traitement des images et de la reconnaissance de formes. De plus, elle permet de réaliser des classifications performantes avec un nombre de caractéristiques élevé, même si l'échantillon a une taille relativement faible. C'est pour ces raisons que nous avons choisi de l'utiliser pour la classification de nos images à partir des caractéristiques extraites avec nos algorithmes.

Les forêts aléatoires possèdent deux paramètres importants : le nombre de caractéristiques choisies aléatoirement à chaque nœud de chaque arbre noté *mtry* et le nombre d'arbres noté *ntree*. Ces deux paramètres ont une influence énorme sur la performance de la classification. Il n'y a pas de critère absolu pour le choix de *mtry* comme cela a été mentionné dans plusieurs travaux. Il faut faire plusieurs tests pour trouver la meilleure valeur. Breiman a proposé \sqrt{p} où p est le nombre de caractéristiques. Il a été constaté que cette valeur de *mtry* donne de bons résultats dans la plupart des cas. Pour *ntree*, il doit être choisi le plus grand possible. La seule contrainte est le temps de calcul. Dans notre travail, nous avons choisi *ntree* égal à 2000.

4.4.2 Sélection des caractéristiques basée sur leur importance

Le nombre de caractéristiques extraites est important. De plus, de nombreuses caractéristiques sont redondantes et corrélées entre elles. Afin d'obtenir une classification plus robuste, et d'être en mesure de comprendre l'importance des caractéristiques pour la classification des essences, il nous paraît indispensable de commencer par une sélection des caractéristiques les plus importantes.

Il existe plusieurs procédures de sélection de caractéristiques fondées sur leur importance pour l'interprétation et la génération des modèles. Nous avons choisi l'approche proposée par Genuer et al. (2010) et implémentée dans le package VSurf du logiciel R : Soit $j \in \{1, \dots, p\}$. Pour chaque échantillon OOB (Out-Of-Bag), les valeurs de la $j^{\text{ème}}$ caractéristique des données sont permutées aléatoirement. L'importance de la $j^{\text{ème}}$ caractéristique est définie comme l'augmentation moyenne de l'erreur d'un arbre après permutation. Autrement dit, pour chaque arbre et pour chaque échantillon OOB, on permute la $j^{\text{ème}}$ caractéristique et prédit les observations de l'échantillon. L'importance de la $j^{\text{ème}}$ caractéristique est définie comme l'augmentation moyenne des erreurs après prédiction des données perturbées par rapport à l'erreur avant permutation. Plus l'augmentation d'erreur est forte, plus la caractéristique est importante.

Nous présentons le principe et les différentes phases de cette sélection sur un exemple : les images de profondeur de DBH égal à 20 cm avec l'approche basée sur l'analyse multi-résolution par ondelettes et contourlets. Le même principe est appliqué pour toutes les autres approches développées et présentées dans les chapitres suivants et pour les autres images de profondeur. Par conséquent, dans les chapitres suivants, pour éviter les redondances, nous ne rappellerons pas le principe mais ferons simplement référence aux résultats des différentes phases de la sélection qui sont présentés sous forme de fiches récapitulatives dans les Annexe 4 à Annexe 7.

Pour la sélection des caractéristiques les plus importantes nous avons utilisé dans tous les cas la même base d'apprentissage que pour la validation de nos algorithmes. Pour un DBH égal à 20 cm, nous avons 271 images de profondeur (45 pour le charme, 48 pour le chêne, 47 pour l'épicéa, 42 pour le hêtre, 44 pour le merisier et 45 pour le pin). Les différentes phases de la sélection de caractéristiques importantes sont décrites ci-dessous et les résultats sont résumés dans la Figure 57.

Classement des caractéristiques : Les caractéristiques sont tout d'abord classées par ordre croissant d'importance. Le résultat est illustré en haut à gauche de la Figure 57 pour les 240 caractéristiques de l'approche DT-CWT+DT-RCWF+contourlets. Si la caractéristique a une importance élevée, cela signifie que sa perturbation par du bruit peut dégrader significativement la classification.

Élimination des caractéristiques : Cette étape concerne l'élimination des caractéristiques bruit ou peu importantes. Pour cela, il faut estimer un seuil d'importance et éliminer toute caractéristique au-delà de ce seuil. Le seuil est la valeur de prédiction minimale donnée par un modèle CART ajusté à la courbe de l'écart type de l'importance des caractéristiques (en haut à droite de la Figure 57). Autrement dit, un modèle CART est ajusté à la courbe de l'écart type de l'importance des caractéristiques et la hauteur du pallier le plus bas est prise comme valeur seuil. Dans l'exemple de la Figure 57, 240 caractéristiques sont retenues à cette étape de seuillage.

Sélection des caractéristiques pour l'interprétation : Les taux d'erreur OOB (échantillons en dehors du bootstrap) des modèles emboîtés (nested models) sont calculés en commençant par le modèle construit avec la caractéristique la plus importante. Le deuxième modèle contient les deux caractéristiques les plus importantes et l'itération se termine avec le modèle impliquant toutes les caractéristiques sélectionnées à l'étape précédente. Les caractéristiques du modèle conduisant à la plus petite erreur OOB sont sélectionnées comme sous-ensemble de caractéristique pour l'interprétation. Pour notre modèle, le minimum actuel est atteint avec 22 caractéristiques (Figure 57 en bas à gauche).

Sélection des caractéristiques pour la prédiction : Les caractéristiques restantes sont introduites séquentiellement avec un test du gain sur l'erreur : une caractéristique est ajoutée si le gain d'erreur dépasse un certain seuil. Selon Genuer (Genuer, et al., 2010), la diminution d'erreur doit être nettement supérieure à la variation moyenne obtenue en ajoutant des caractéristiques qui concernent du bruit. Le graphe en bas à droite de la Figure 57 montre les résultats de cette étape. Le modèle final pour la prédiction inclut 12 caractéristiques seulement. Seules 6 caractéristiques sont affichées pour des raisons de visibilité.

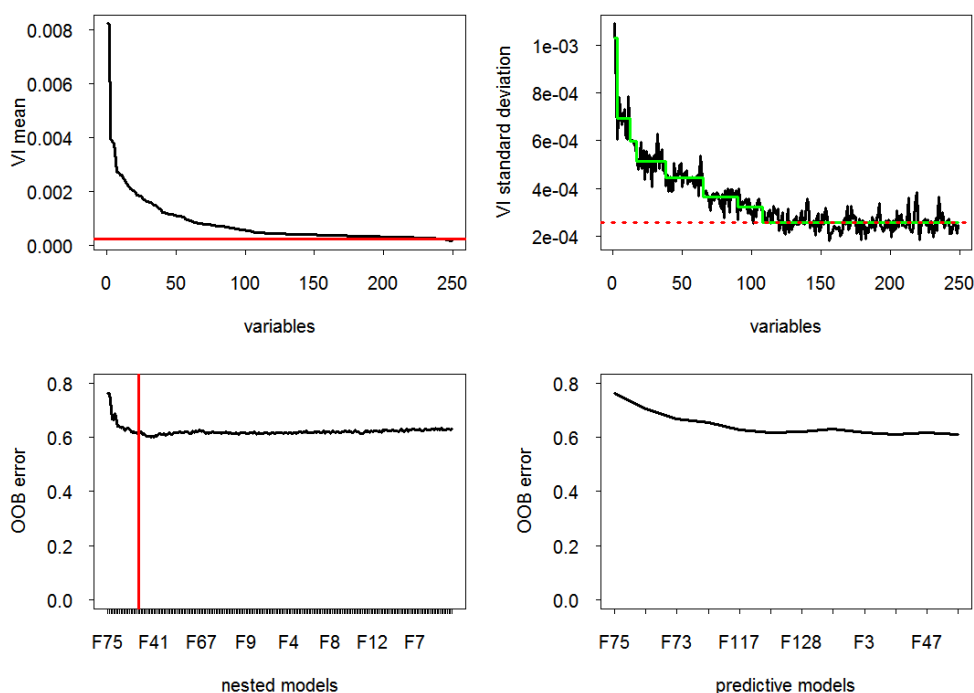


Figure 57 : Procédure de sélection des caractéristiques ou variable pour l'interprétation et la prédiction pour la première approche et les données de DBH de 20 cm

Le nombre de caractéristiques sélectionnées (12) est alors beaucoup plus faible que le nombre initial, $n=240$. De plus, la procédure globale est répétée cinq fois pour examiner la variabilité des caractéristiques choisies pour l'interprétation et la prédiction. Le nombre des caractéristiques sélectionnées pour la prédiction fluctue entre 12 et 8 caractéristiques. Selon Genuer (Genuer, et al., 2010), l'ensemble des caractéristiques sélectionnées doit être le même pour d'autres bases d'échantillons.

4.5 Résultats de classification

4.5.1 Méthode d'évaluation

Pour toutes nos évaluations, nous avons commencé par sélectionner les caractéristiques les plus importantes puis nous avons effectué une validation croisée. Nous avons choisi une validation croisée plutôt qu'une validation sur échantillon indépendant car notre échantillon est relativement restreint (par exemple, 271 images de profondeur pour le DBH de 20 cm). Il y a différentes techniques de validation croisée. Nous avons choisi celle nommée « k -fold cross validation » avec $k=10$. Cette technique divise l'ensemble des échantillons en k sous-ensembles disjoints. Puis, elle sélectionne un des k sous-ensembles d'échantillons comme ensemble de validation et utilise les $(k-1)$ sous-ensembles d'échantillons restant comme ensemble d'apprentissage. L'opération est répétée en sélectionnant un autre sous-ensemble d'échantillons de validation parmi les sous-ensembles d'échantillons non encore utilisés comme sous-ensemble de validation et ainsi de suite jusqu'à ce que tous les k sous-ensembles ont été sélectionné et utilisé comme sous-ensemble de validation. A chaque opération, l'erreur quadratique moyenne est calculée et l'erreur de prédiction est calculée en fonction des k erreurs quadratiques moyennes.

4.5.2 DBH de 20 cm

Nous avons déterminé dans l'exemple de la section 4.4.2 que les caractéristiques les plus importantes parmi les 240 caractéristiques pour la base des images de profondeur de DBH égal à 20 cm sont au nombre de 12. Une analyse de ces 12 caractéristiques nous a montré qu'elles sont calculées à partir des coefficients des 2 ondelettes (DT-CWT et DT-RCWF) et des contourlets pour les différents niveaux de décomposition. Cela signifie donc que les 3 transformées sont utiles et que chacune d'elles apporte des informations qui sont complémentaires.

La validation croisée avec les 12 caractéristiques les plus importantes appliquée aux 271 images de profondeur (45 pour le charme, 48 pour le chêne, 47 pour l'épicéa, 42 pour le hêtre, 44 pour le merisier et 45 pour le pin) a donné un taux de bonne classification de 96,30%. La table de confusion est illustrée sur le Tableau 7.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	44	0	1	0	0	0
Chêne	0	47	0	0	0	1
Epicéa	0	0	45	0	0	2
Hêtre	0	0	0	40	1	1
Merisier	0	0	0	0	43	1
Pin	0	0	1	0	2	42

Tableau 7 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche multi-résolution avec des patches ayant un DBH de 20 cm

Les résultats de classification avec cette approche multi-résolution sont très bons, d'autant plus que les arbres à ce DBH sont encore jeunes et ont donc des écorces à cicatrices peu marquées. Dix échantillons sont mal classés (voir annexe A.4.1). Dans la majorité des cas, il n'y aucune ressemblance visuelle avec l'espèce confondue ; ce qui nous laisse penser que la méthode n'a pas été capable d'extraire les caractéristiques visuelles permettant de les différencier. N'importe quelle espèce,

à l'exception du charme, peut être classée comme du pin. Le pin lui-même peut être confondu avec du merisier ou de l'épicéa.

4.5.3 DBH de 30 cm

Nous évaluons maintenant notre approche multi-résolution sur les patchs ayant un DBH de 30 cm. C'est l'âge moyen ou adulte des arbres ; les cicatrices discriminantes de chaque essence doivent apparaître clairement et on s'attend à atteindre les meilleurs taux de classification. Nous avons procédé de la même façon que pour la base de patchs avec des DBH de 20 cm : sélectionner les caractéristiques les plus importantes et ensuite faire une validation croisée avec ces caractéristiques. 17 caractéristiques importantes calculées à partir des coefficients d'ondelettes DT-CWT et DT-RCWF, et de contourlets à différents niveaux de décomposition sont sélectionnées (voir annexe A.4.2).

Une approche de validation croisée répétée 10 fois avec les 17 caractéristiques les plus importantes a été mise en place. 451 patchs de DBH égal à 30 cm existent dans notre base (74 pour le charme, 73 pour le chêne, 78 pour l'épicéa, 75 pour le hêtre, 76 pour le merisier et 75 pour le pin). Un taux de bonne classification de 97,11% est atteint. La table de confusion correspondante est illustrée sur le Tableau 8 et nous pouvons observer que n'importe quelle espèce peut être confondue avec du merisier sauf le pin. Les échantillons mal classés sont donnés en annexe A.4.2. Nous remarquerons que, parmi ces échantillons, nous retrouvons aussi bien des échantillons avec défaut que des échantillons sans défaut. Dans tous les cas, ils ne ressemblent pas visuellement aux essences erronées dans lesquelles ils sont classés.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	71	0	0	1	2	0
Chêne	0	70	2	0	1	0
Epicéa	0	0	76	0	2	0
Hêtre	0	0	0	73	2	0
Merisier	0	0	0	0	75	1
Pin	0	1	1	0	0	73

Tableau 8 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche multi-résolution avec des patchs ayant un DBH de 30 cm

4.5.4 DBH de 45 cm

Nous avons évalué notre approche avec des données correspondant à un DBH égal à 45 cm, autrement dit des vieux arbres. Il est possible que l'écorce des arbres change de caractéristique avec l'âge et qu'elle perde des critères discriminants à cause des accidents qu'elle peut subir durant sa vie. A l'inverse, certains critères devraient être accentués (augmentation de la profondeur de l'écorce, par exemple). Une base de 247 échantillons est utilisée (41 pour le charme, 41 pour le chêne, 43 pour l'épicéa, 41 pour le hêtre, 41 pour le merisier et 40 pour le pin). Après la sélection des caractéristiques importantes, 19 caractéristiques sont conservées. Elles correspondent à des caractéristiques calculées à partir des coefficients d'ondelettes DT-CWT et DT-RCWF et de contourlets à différents niveaux de décomposition. Une validation croisée à 10 ensembles et utilisant les 19

caractéristiques sélectionnées donne un taux de bonne classification de 93,52%. La matrice de confusion correspondante est illustrée dans le Tableau 9. Les deux espèces qui présentent le plus de problèmes sont le charme et le pin. Le charme est principalement confondu avec l'épicéa et le pin avec le merisier. La majorité des échantillons mal classés présentent des images de profondeur avec des défauts : images sombres ou floues (voir annexe A.4.3).

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	36	0	3	0	1	1
Chêne	0	38	1	1	1	0
Epicéa	0	1	41	1	0	0
Hêtre	0	0	0	41	0	0
Merisier	0	1	0	1	39	0
Pin	0	1	1	0	2	36

Tableau 9 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche multi-résolution avec des patches ayant un DBH de 45 cm

4.5.5 Classification tous DBH confondus

Nous avons enfin appliqué l'approche multi-résolution à toute la base constituée de 969 images de profondeur correspondant aux trois DBH (20, 30 et 45 cm). Le but était de savoir si l'âge de l'arbre a un impact sur la reconnaissance des espèces d'arbres à partir des données T-LiDAR. De plus, l'objectif était de n'avoir qu'un seul algorithme de classification, quel que soit le diamètre.

Nous avons effectué comme pour les évaluations précédentes une validation croisée répétée 10 fois avec les 24 caractéristiques les plus importantes correspondant à des caractéristiques calculées à partir des coefficients d'ondelettes DT-CWT et DT-RCWF, et de contourlets à différents niveaux de décomposition. Le taux de bonne classification obtenu est de 96,90%. Le chêne et le hêtre sont les espèces les mieux classées et les moins confondues avec d'autres espèces. N'importe quelle espèce peut être prise pour du merisier et l'espèce la moins bien classée est le pin qui est confondu principalement avec du chêne ou du merisier (trois espèces qui sont marquées par des lanières).

Trente échantillons étaient mal classés (voir annexe A.4.4) dont seize n'apparaissent pas dans la liste de ceux mal classés pour les DBH non confondus. Dans la majorité des cas, les échantillons mal classés étaient confondus avec des espèces qui n'ont pas de lien avec l'échantillon c'est-à-dire que leurs images de profondeur ne contenaient pas de cicatrices discriminantes. Nous pouvons donc en déduire que l'approche par analyse multi-résolution échoue dans certains cas à reconnaître l'espèce ; raison pour laquelle il est intéressant d'évaluer d'autres informations qui peuvent être extraites à partir des images de profondeur. Il est intéressant de noter qu'en classant simultanément toutes les classes de diamètres le taux de bonne classification est meilleur dans deux cas sur trois par rapport à une classification par classe de diamètre. Nous donnons deux explications à cette amélioration dans les résultats :

- Le nombre d'échantillons est plus grand, en conséquence, globalement, le classifieur a plus d'informations.

- Les individus atypiques ont moins de poids.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	154	0	2	0	4	0
Chêne	0	159	2	0	1	0
Epicéa	0	0	162	0	3	3
Hêtre	0	0	1	155	1	1
Merisier	0	0	0	0	158	3
Pin	1	3	1	0	4	151

Tableau 10 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche multi-résolution avec des patchs ayant un DBH de 20, 30 et 45 cm

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé une approche de discrimination des espèces d'arbres basée sur l'analyse multi-résolution. Nous avons décrit les étapes nécessaires, dont le choix et les paramètres de la classification par Random Forest qui est une étape commune aux autres approches développées par la suite. Nous avons obtenu un taux de bonne classification compris entre 93% et 97%. Les espèces les moins bien classées sont celles qui présentent des lanières comme le pin, le chêne et le charme. Dans la majorité des cas, les échantillons mal classés sont confondus avec des espèces qui ne présentent pas de caractéristiques visuellement semblables avec l'échantillon. En d'autres termes, leurs images de profondeur ne contiennent pas de cicatrices discriminantes. Nous pouvons donc en déduire que l'approche par analyse multi-résolution échoue dans ces cas à reconnaître l'espèce. L'information spatio-fréquentielle est capable de discriminer les textures des troncs d'arbres dans une grande partie des cas. Pour compléter cette information, nous avons envisagé une approche fondée sur la segmentation par régions dans le but d'extraire les cicatrices discriminantes de chaque espèce et de les caractériser à l'aide d'un ensemble de caractéristiques.

Chapitre 5. Approche basée sur le seuillage

5.1 Introduction

Nous avons voulu compléter l'approche d'analyse multi-résolution par la recherche de caractéristiques géométriques des cicatrices de l'écorce. Nous avons introduit une deuxième méthode, toujours fondée sur les images de profondeur, qui utilise une segmentation fondée sur le seuillage et le filtrage, méthodologie très couramment utilisée en traitement des images pour la détection de défauts, par exemple (Lee, 2006 ; Wang, 2010).

L'étape de segmentation est détaillée en section 5.2 où nous avons proposé des filtres mettant en valeur les cicatrices. Les étapes d'extraction des caractéristiques et de classification sont développées, respectivement, dans les sections 5.3 et section 5.4.

5.2 Segmentation basée seuillage

Les textures des troncs d'arbres présentent différents critères qui peuvent être utilisés pour les classer, comme le degré de rugosité représenté par l'information de profondeur. La forme des cicatrices et la directionnalité des textures ont déjà été exploitées avec les approches spatio-fréquentielle décrites dans le chapitre précédent. Dans cette section, nous avons complété ces approches par une méthode visant à extraire les cicatrices dont la forme est caractéristique de chaque espèce. Pour ce faire, nous avons utilisé une segmentation basée sur un seuillage.

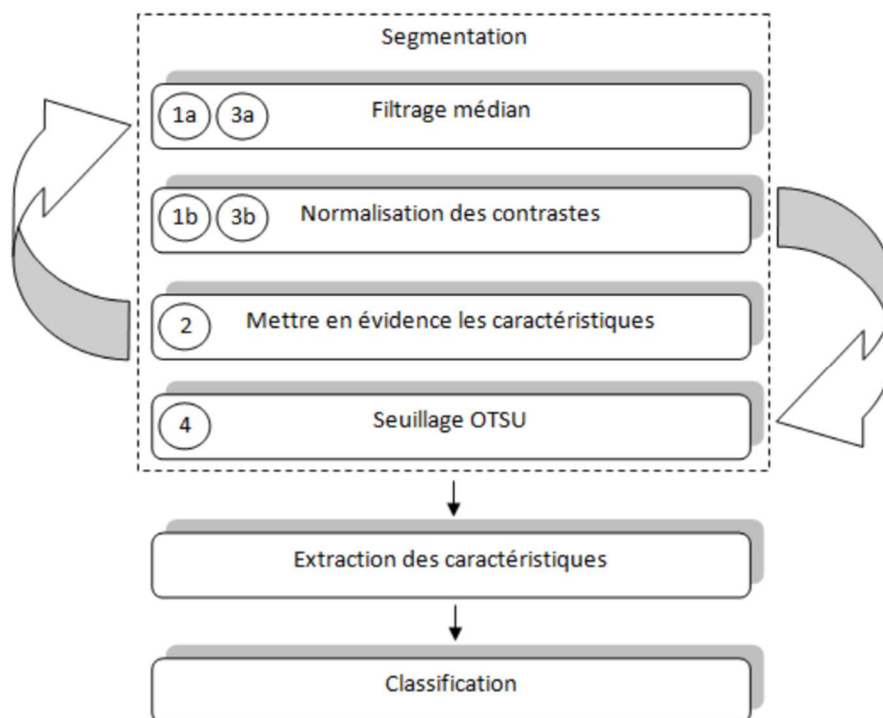


Figure 58 : Diagramme de l'approche segmentation basée seuillage

Le diagramme de l'approche présentée sur la Figure 58 peut se résumer principalement en quatre étapes :

Etape 1 (1a et 1b): Prétraitement pour réduire le bruit dans les images de profondeur. On applique un filtre médian avec une fenêtre de taille 30×30 pour un premier débruitage, suivi d'une normalisation des contrastes pour améliorer la

visibilité et les contrastes. La taille de la fenêtre utilisée correspond à la taille de la plus petite cicatrice dans notre base de test.

Etape 2 : Mettre en évidence, ou accentuer, les cicatrices. Notre proposition est un filtre adapté des masques de Laws (1980) à partir des vecteurs suivants : $L3 = [1 \ 2 \ 1]$, un filtre moyenneur et $Ed3 = [-1 \ 0 \ 1]$ filtre dérivateur qui sert à accentuer les contours. La convolution de ces deux vecteurs avec eux-mêmes donnent deux autres filtres : $L5 = [1, 4, 6, 4, 1]$ et $Ed5 = [1, 0, -2, 0, 1]$. En multipliant $L5^T$ et $Ed5$, le filtre résultant est une matrice 5×5 :

$$L5Ed5 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \\ 4 & 0 & -8 & 0 & 4 \\ 6 & 0 & -12 & 0 & 6 \\ 4 & 0 & -8 & 0 & 4 \\ 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Ce filtre présente un noyau dérivateur du second ordre sur les lignes et un noyau lisseur sur les colonnes. Il s'agit d'un filtre de débruitage et de rehaussement de contrastes. Nous convoluons les images de profondeur avec ce masque, puis appliquons une opération de moyennage à fenêtre mobile et une normalisation par un filtre moyen local.

Etape 3 (3a et 3b): répéter l'étape 1 pour réduire l'effet de flou résultant de l'application du nouveau filtre $L5Ed5$. La taille de la fenêtre du filtre médian est, cette fois-ci, 15×15 et non pas 30×30 comme dans l'étape 1 parce qu'une grande fenêtre ne va pas réduire l'effet de flou mais plutôt l'augmenter.

Etape 4 : Seuillage Otsu (1979). C'est une méthode de seuillage fondée sur l'histogramme de l'image qui cherche itérativement le seuil optimal qui sépare les deux classes (l'arrière-plan et les régions) de l'image afin que leur variance intra-classe soit minimale et la variance interclasse soit maximale.

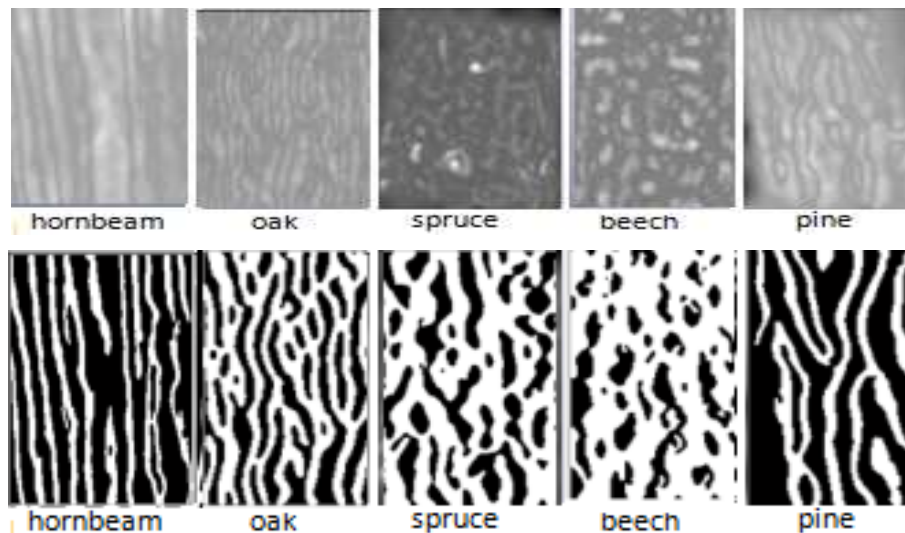


Figure 59 : Résultats de l'approche segmentation basée seuillage sur les images de profondeur (première ligne : images de profondeur, deuxième ligne : résultats de la segmentation)

Comme illustré sur la Figure 59, cette méthode de segmentation révèle correctement les caractéristiques de type lanières, comme celles du charme, du chêne ou du pin. Pour d'autres espèces, comme l'épicéa ou le hêtre, qui sont des essences d'arbres ayant des écorces peu rugueuses, cette approche segmentera tout bruit comme une région. Dans notre cas, le bruit d'interpolation est à l'origine d'artefacts qui peuvent

être segmentés comme des régions autres que les cicatrices discriminantes de l'espèce et qui peuvent altérer les résultats de classification.

5.3 Extraction des caractéristiques à partir des images segmentées à l'aide de l'approche fondée sur le seuillage

L'étape de segmentation par seuillage donne un ensemble de régions. A partir de ces régions, un ensemble de caractéristiques est extrait. En raison du nombre important de régions obtenues, en particulier pour le hêtre et l'épicéa, nous sommes limités à des caractéristiques de forme, de rugosité ou d'intensité pour décrire les régions. Parmi ces caractéristiques, citons : l'excentricité, la circularité, la rectangularité, la surface, le périmètre, la convexité, la sphéricité, l'orientation, la compacité... La liste complète est détaillée dans l'annexe A.5.1.

Nous avons aussi extrait des caractéristiques d'intensité à partir des régions segmentées : l'intensité maximale, minimale et moyenne de chaque région. Les caractéristiques d'intensité expriment la profondeur et la rugosité de la région qui doit être dans le meilleur des cas une cicatrice discriminante de l'espèce.

Chez les espèces comme le pin et le chêne, les images de profondeur présentent des trous. Le nombre de trous est beaucoup plus important chez le chêne que chez le pin alors que la taille des trous est plus importante chez le pin que chez le chêne. Le complément de l'image segmentée, sur lequel nous calculons les mêmes caractéristiques géométriques et d'intensité, donne donc une autre vision de l'espèce et beaucoup plus d'informations. Chaque région, soit dans la segmentation d'origine, soit dans son complément, est représentée par un ensemble de caractéristiques. L'image ou le patch correspondant est représenté par la moyenne, la déviation standard et l'écart type de chaque caractéristique de toutes les régions de l'image. Cela nous donne finalement des vecteurs de 213 caractéristiques. La liste détaillée des caractéristiques est présentée dans l'annexe A.5.1.

5.4 Résultats de classification

Dans les sous sections suivantes, nous présentons les résultats de la classification des 213 caractéristiques avec les différentes bases de données de DBH respectivement égal à 20 cm, 30 cm, 45 cm et l'ensemble des trois DBH.

5.4.1 DBH de 20 cm

16 caractéristiques les plus significatives sont sélectionnées (annexe A.5.2) dont 11 extraites à partir du complément de la segmentation originale. Aucune caractéristique d'intensité n'est extraite comme caractéristique importante. Après une validation croisée répétée 10 fois avec les 16 caractéristiques sélectionnées, un taux de bonne classification de 97,04% est atteint et la table de confusion est illustrée sur le Tableau 11. Les échantillons mal classés sont illustrés dans l'annexe A.5.2. Ils correspondent à des essences peu rugueuses ou lisses (charme, hêtre, merisier et épicéa) et ils ne présentent aucune ressemblance avec les espèces avec lesquelles les patches ont été confondus.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	43	0	0	0	1	1
Chêne	0	47	0	1	0	0
Epicéa	0	0	46	0	0	1
Hêtre	0	1	0	41	0	0
Merisier	0	2	0	0	41	1
Pin	0	0	0	0	0	45

Tableau 11 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche segmentation basée seuillage avec des patchs ayant un DBH de 20 cm

5.4.2 DBH de 30 cm

La validation croisée répétée 10 fois avec les 26 caractéristiques les plus importantes donne un taux de bonne classification de 99,55%. Les caractéristiques importantes (annexe A.5.3) correspondent principalement à des caractéristiques géométriques et d'intensité des régions du complément de l'image segmentée. La table de confusion est présentée dans le Tableau 12. Un chêne et un épicéa ont été mal classés, comme du pin (annexe A.5.3). Bien que l'image de ce chêne soit un peu sombre, les lanières sont bien dessinées et il ne ressemble pas à un pin. Sur l'échantillon d'épicéa, on voit ce qui ressemble à des lanières verticales mais qui sont très peu similaires aux crevasses du pin.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	74	0	0	0	0	0
Chêne	0	72	0	0	0	1
Epicéa	0	0	77	0	0	1
Hêtre	0	0	0	75	0	0
Merisier	0	0	0	0	76	0
Pin	0	0	0	0	0	75

Tableau 12 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche segmentation basée seuillage avec des patchs ayant un DBH de 30 cm

5.4.3 DBH de 45 cm

La validation croisée répétée 10 fois avec les 37 caractéristiques les plus importantes (annexe A.5.4) a donné un taux de bonne classification de 95,54%. Le taux de bonne classification a rétrogradé par rapport à celui obtenu avec la base des DBH de 20 cm (97,04%) ou celui obtenu avec la base des DBH de 30 cm (99,55%).

Les onze échantillons porteurs de problèmes sont illustrés dans l'annexe A.5.4. Ils ne présentent pas les cicatrices discriminantes et ne sont pas des cas typiques de chaque espèce. Evidemment, il est possible qu'ils se mélangent avec les espèces avec lesquelles ils sont affectés : les échantillons d'épicéa présentent bizarrement des lanières et il est alors normal qu'ils se mélangent avec du pin ou du chêne ; l'échantillon du hêtre peut ressembler à du merisier à cause du bruit qui génère des lignes horizontales. L'espèce qui a présenté le plus de problèmes à reconnaître est l'épicéa. Par ailleurs, certaines images sont sombres, ce qui a compliqué l'identification.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	39	0	0	0	0	2
Chêne	0	39	0	1	1	0
Epicéa	0	2	40	0	0	1
Hêtre	0	0	0	40	1	0
Merisier	0	0	1	0	40	0
Pin	0	1	0	0	1	38

Tableau 13 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche segmentation basée seuillage avec des patchs ayant un DBH de 45 cm

5.4.4 Tous les DBH (20, 30, 45 cm)

La validation croisée répétée 10 fois avec les 33 caractéristiques importantes (annexe A.5.5) a donné ici un taux de bonne classification de 100%. En classant tous les échantillons de différents diamètres ensemble, les résultats ont été meilleurs qu'en classant les échantillons de même diamètre séparément.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	160	0	0	0	0	0
Chêne	0	162	0	0	0	0
Epicéa	0	0	168	0	0	0
Hêtre	0	0	0	158	0	0
Merisier	0	0	0	0	161	0
Pin	0	0	0	0	0	160

Tableau 14 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques extraites à l'aide de l'approche segmentation basée seuillage avec des patchs ayant un DBH de 20, 30, 45 cm

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche de reconnaissance de nos espèces d'arbre basée sur les résultats de segmentation des images de profondeur. Une bonne segmentation des images de profondeur dans notre cas est la segmentation qui arrive à extraire les cicatrices. Nos images étant dégradées par des bruits d'interpolation, la méthode atteint rapidement ses limites, car certaines zones bruitées sont identifiées comme des cicatrices valides. Deux solutions sont envisageables :

- Proposer d'autres filtres pour mettre en évidence et accentuer d'autres types de cicatrices.
- Trouver une approche de segmentation des images de surfaces topographiques qui arrive à extraire les régions saillantes.

Nous avons écarté la première solution parce que nous voulons que notre approche soit indépendante des espèces à analyser pour donner la possibilité de considérer d'autres espèces que celles prises en compte dans ce premier travail d'étude de faisabilité d'identification des espèces d'arbres dans des scans laser 3D. La solution

choisie est fondée sur une approche mêlant morphologie et ligne de partage des eaux présentée dans le chapitre suivant. Cette méthode est la plus appropriée pour la segmentation des images de profondeur car elle est fondée sur des notions topologiques.

Chapitre 6. Approche hybride fondée sur une segmentation par Ligne de partage des eaux

6.1 Introduction

Dans ce chapitre, une seconde approche fondée sur la segmentation par ligne de partage des eaux (LPE) est présentée pour surmonter les problèmes de l'approche basée sur le seuillage qui n'a pas réussi dans tous les cas à extraire les cicatrices discriminantes de chaque espèce. La segmentation LPE paraît la plus appropriée pour la segmentation des images de profondeur car elle est fondée sur des notions topologiques.

Comme les autres approches fondées sur les images de profondeur, trois étapes sont mises en œuvre : segmentation, extraction des caractéristiques et classification.

6.2 Segmentation hybride

La méthode de segmentation proposée ici est une approche hybride en trois étapes. La première étape concerne un prétraitement permettant de débruiter les images. La deuxième étape utilise une segmentation des lignes de partage des eaux afin de produire une segmentation primaire des images de profondeur, tandis que la troisième étape est un algorithme de fusion des régions fondée sur la faiblesse des contours pour obtenir la segmentation finale. Le diagramme de la méthode proposée est illustré sur la Figure 60.

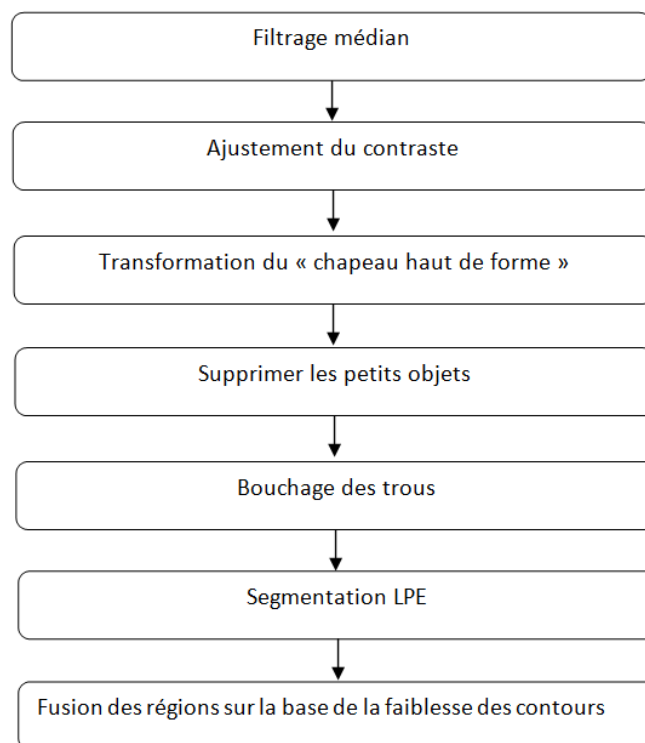


Figure 60 : Schéma de l'approche de segmentation hybride

6.2.1 Prétraitement

Pour améliorer nos images de profondeur, un filtrage médian est appliqué pour débruiter les images, puis un ajustement du contraste par égalisation d'histogramme est effectué. L'ajustement du contraste est intéressant dans notre cas car nos images de profondeur sont de faible contraste. Il va permettre d'étaler l'histogramme pour mieux répartir les intensités sur l'ensemble de la plage de valeurs possibles.

6.2.2 Segmentation initiale

Les lignes de partage des eaux (LPE, ou Watershed) (Vincent et Soille, 1991) constituent un outil d'analyse de la topographie d'une image. Une image peut, en effet, être perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. C'est exactement la même définition que les images de profondeur que nous avons utilisée. Notons que l'on n'applique pas la LPE à l'image originale mais, généralement, à son gradient morphologique. Le gradient morphologique se définit comme la différence entre l'image dilatée et l'image érodée. Il permet la détection des contours dans une image. Cela crée ainsi des lignes de partage des eaux aux points de discontinuité du niveau de gris, ce qui est intéressant pour les applications de segmentation. Dans le cas de nos images de profondeur et parce que les limites des régions ne sont pas bien dessinées à cause du bruit, la segmentation ne fonctionne pas bien avec le gradient morphologique même en ajoutant des marqueurs sur les objets et l'arrière-plan. Par conséquent, nous utilisons la fonction morphologique "chapeau haut de forme" (Top-Hat) qui permet d'éliminer les variations lentes du signal. C'est un détecteur de contrastes, adapté à notre cas, étant donné que les zones contrastées dans nos images de profondeur correspondent aux cicatrices. Cette transformation (Top-Hat) est définie par :

$$Top - Hat = F - (F \circ b) \quad \text{Eq. 16}$$

où \circ est l'ouverture morphologique de l'image F avec un élément structurant b . Étant donné que l'ouverture morphologique fait disparaître les petites particules (bruit), le chapeau haut de forme isole les objets qui ne sont pas éliminés par l'ouverture (régions), c'est-à-dire les objets plus grands que l'élément structurant b . Une étape de post-traitement est indispensable pour éliminer les trop petits objets à partir de l'image suivie d'un remplissage des trous ; pour cela, une opération d'ouverture (érosion suivie d'une dilatation) suivie d'une fermeture (dilatation suivie d'une érosion) est effectuée. Des exemples d'images de profondeur segmentées à l'aide de cette première étape de notre approche sont illustrés sur la Figure 61.

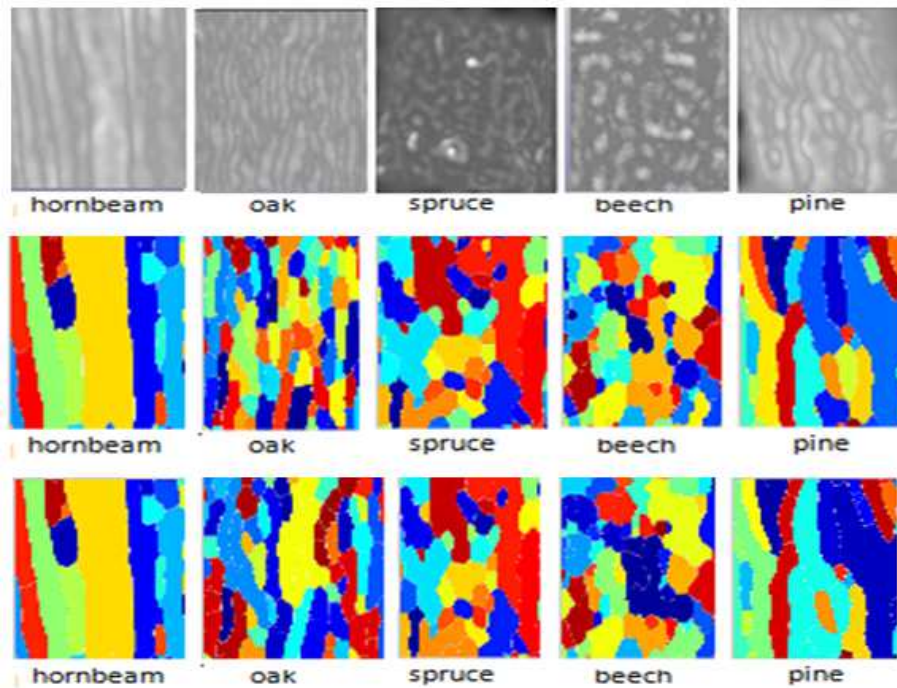


Figure 61 : Résultats de l'approche segmentation hybride (première ligne : images de profondeur, deuxième ligne : segmentation initiale, troisième ligne : segmentation finale)

6.2.3 Fusion des régions sur la base de la faiblesse des contours

Malgré tous les pré- et post-traitements de la segmentation initiale, le problème de la sur-segmentation (Figure 61, deuxième ligne) est encore présent dû au fait que l'approche des lignes de partage des eaux est très sensible au bruit. Autrement dit, il reste encore des régions voisines qui pourraient, en se fusionnant, donner une segmentation plus pertinente. Dans notre cas, deux régions adjacentes sur-segmentées R_1 et R_2 peuvent être non homogènes mais appartenir à la même région réelle. Une mesure de dissimilarité des bordures ou des contours des régions qui évalue la faiblesse des frontières est utilisée comme critère de fusion.

Nous construisons, tout d'abord, le graphe d'adjacence des régions (RGA) (Figure 62). Le RGA de K-partition est défini comme un graphe non orienté, $G = (R, E)$ dans lequel $R = \{1, 2 \dots, K\}$ est l'ensemble des nœuds et $E \subset R \times R$ est l'ensemble des arêtes. Chaque région est représentée par le nœud d'un graphe. Deux régions adjacentes R_i et R_j sont représentées par deux nœuds $i, j \in R$ et reliées par l'arête (i, j) . La mesure de dissimilarité entre les deux régions représente le poids de l'arête du graphe.

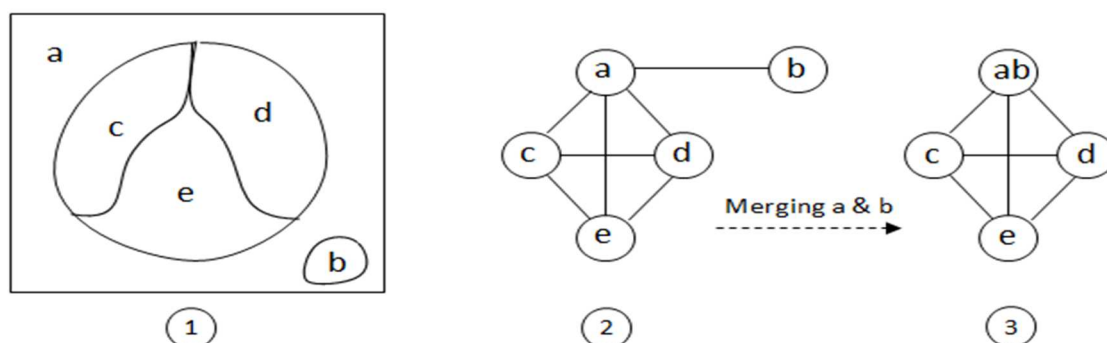


Figure 62 : (1) Cinq-partitions de l'image, (2) son correspondant RGA et (3) la fusion des deux nœuds a et b.

L'algorithme de fusion des régions commence avec la segmentation initiale. La carte des contours est extraite à partir de l'image originale. Deux régions adjacentes avec un poids $E_{i,j}$ inférieur à un seuil empirique fixe (0,5 dans notre cas) sont fusionnées.

$$E_{i,j} = \alpha \frac{n_1}{n} + \beta \frac{n_2}{n} \quad \text{Eq. 17}$$

n est le nombre de pixels du contour qui lie deux régions adjacentes, n_1 est le nombre de pixels considéré comme des pixels noirs (niveau de gris < 0,8), n_2 est le nombre de pixels considéré comme des pixels blancs (niveau de gris > 0,8), $\alpha = 0,75$ et $\beta = 0,25$. La segmentation finale est illustrée sur la Figure 61 troisième ligne.

Malgré l'étape de fusion des régions, un problème de sur-segmentation apparaît sur la segmentation finale pour certaines espèces comme le hêtre, le chêne et l'épicéa. Le résultat de la segmentation finale des images de profondeur issues des six espèces est différent ce qui rend la discrimination entre elles possibles mais ce n'est pas la segmentation attendue et qui doit être capable d'extraire les cicatrices discriminantes de chaque espèce.

6.3 Résultats de classification

Le problème de sur-segmentation chez certaines espèces comme le hêtre ou l'épicéa donne un nombre très important de régions. Parce que ces régions ne sont parfois pas significatives et parce qu'elles sont nombreuses, nous avons choisi d'extraire des caractéristiques globales de forme et d'intensité comme pour l'approche précédente basée sur le seuillage pour évaluer l'approche hybride basée sur une segmentation par lignes de partage des eaux. Pour plus de détails sur les caractéristiques utilisées, voir la section 5.3.

6.3.1 DBH de 20 cm

La validation croisée répétée 10 fois avec les 27 caractéristiques significatives (annexe A.6.1) a donné un taux de bonne classification de 100% (le Tableau 15 présente la table de confusion correspondante). Ce taux de classification nous incite à effectuer la validation croisée avec toutes les caractéristiques sans sélection. Un taux de bonne classification de 85,60% est atteint et la table de confusion correspondante est illustrée dans le Tableau 16. La sélection des caractéristiques améliore considérablement le résultat de la classification. On remarque, à partir des données du Tableau 16, que les espèces qui causent le plus de confusion sont le

charme, le hêtre et le merisier alors que les espèces les mieux classées sont le chêne, l'épicéa et le pin.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	45	0	0	0	0	0
Chêne	0	48	0	0	0	0
Epicéa	0	0	47	0	0	0
Hêtre	0	0	0	42	0	0
Merisier	0	0	0	0	44	0
Pin	0	0	0	0	0	45

Tableau 15 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques importantes extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patches ayant un DBH de 20 cm

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	37	1	0	0	3	4
Chêne	0	45	1	1	0	1
Epicéa	1	0	44	1	0	1
Hêtre	6	0	0	33	3	0
Merisier	4	0	4	3	32	1
Pin	1	0	0	2	1	41

Tableau 16 : Table de confusion de la validation croisée à partir de toutes les caractéristiques extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patches ayant un DBH de 20 cm

6.3.2 DBH de 30 cm

Après sélection des 18 caractéristiques importantes (annexe A.6.2), le taux de bonne classification obtenu est de 98,22% (Tableau 17 présente la table de confusion correspondante). 2 échantillons de charme sont classés comme du hêtre. Ces deux espèces sont considérées comme lisses malgré l'aspect cannelé du charme, ce qui explique les lanières dans ses images de profondeur. A part cela, nous avons remarqué principalement une confusion intra-famille (l'épicéa est confondu avec du pin, le merisier avec du charme, le pin avec, soit du merisier soit de l'épicéa). Les échantillons mal classés présentent principalement des défauts ou sont liés à l'incapacité de l'algorithme à reconnaître l'espèce, d'autant que ces échantillons ne ressemblent pas exactement à l'espèce avec laquelle ils sont confondus.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	72	0	0	2	0	0
Chêne	0	71	0	1	0	1
Epicéa	0	0	77	0	0	1
Hêtre	0	0	0	75	0	0
Merisier	1	0	0	0	75	0
Pin	0	0	1	0	1	73

Tableau 17 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques importantes extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patchs ayant un DBH de 30 cm

6.3.3 DBH de 45 cm

Sur la base des patchs de plus gros diamètres, 19 caractéristiques significatives sont sélectionnées (annexe A.6.3) et ont conduit à un taux de bonne classification de 97,57% (voir Tableau 18). Les échantillons mal classés font référence principalement à des images floues ou sombres. Cette approche a perdu en performance lorsque nous l'avons testée sur les arbres ayant un DBH élevé.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	41	0	0	0	0	0
Chêne	1	38	0	0	1	1
Epicéa	0	0	42	0	1	0
Hêtre	0	0	0	41	0	0
Merisier	0	0	0	0	40	1
Pin	0	0	0	0	1	39

Tableau 18 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques importantes extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patchs ayant un DBH de 45 cm

6.3.4 DBH de 20, 30, 45 cm

Suite à la fusion des bases de patchs, 14 caractéristiques jugées les plus significatives sont sélectionnées (annexe A.6.4) et le taux de bonne classification obtenu est de 100% (voir Tableau 19). En fusionnant les trois bases, le taux de bonne classification est amélioré. L'explication que nous avons donnée est que le classifieur a plus d'informations avec la nouvelle grande base et, par conséquent, les individus atypiques ont moins de poids.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	160	0	0	0	0	0
Chêne	0	162	0	0	0	0
Epicéa	0	0	168	0	0	0
Hêtre	0	0	0	158	0	0
Merisier	0	0	0	0	161	0
Pin	0	0	0	0	0	160

Tableau 19 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques importantes extraites à l'aide de l'approche hybride basée sur une segmentation par ligne de partage des eaux avec des patches ayant un DBH de 20, 30, 45 cm

6.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche morphologique qui considère l'image comme un relief topologique et associe une élévation à chaque niveau de gris. Ces notions topologiques sont les mêmes que celles des images de profondeur, raison pour laquelle cette troisième approche a donné les meilleurs taux de bonne classification que les deux autres approches.

Cette approche est, à priori, très satisfaisante dans nos cas de validation pour son excellent taux de classification. Cependant, elle est moins pertinente qualitativement parce que les régions segmentées ne sont pas caractéristiques des espèces. Avec les deux approches : celle fondée sur le seuillage et celle dite morphologique, nous n'avons pas réussi à obtenir la bonne segmentation qui permet d'extraire les cicatrices discriminantes de chaque espèce. L'explication que nous avons donnée à cette imperfection est que la transformation de la carte de profondeur 3D en une image de profondeur pose des problèmes de :

- déformations dues au passage d'un nuage de points non régulièrement espacés dans un espace 3D à une image dans un espace 2D avec des pixels régulièrement espacés,
- bruits dus à l'interpolation des pixels ne contenant pas de points 3D,
- netteté des images due à la résolution choisie pour l'image résultante lors de la transformation 3D à 2D et à l'interpolation des pixels ne contenant pas de points 3D.

Pour remédier à ces problèmes, nous avons proposé une nouvelle approche morphologique fondée sur la segmentation des nuages de points 3D que nous avons appelé « Burst Wind Segmentation ».

Chapitre 7. Approche fondée sur la segmentation « Burst Wind Segmentation » appliquée à des cartes 3D des hauteurs

7.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons proposé différentes approches de segmentation et d'analyse de nos images de profondeur. Chaque nouvelle approche a été développée, soit pour surmonter certaines problématiques liées à la précédente approche, soit pour extraire des caractéristiques pertinentes complémentaires afin d'augmenter le taux de bonne classification. La segmentation morphologique par Ligne de Partage des Eaux (LPE) devrait normalement être la plus adaptée à la segmentation des images de profondeur ou cartes de hauteur car elle est fondée sur des notions topologiques. Or, les résultats de segmentation obtenus et reportés dans le précédent chapitre ne sont pas satisfaisants car ils ne mettent pas clairement en évidence les cicatrices discriminantes de chaque espèce. La raison est que nos images de profondeur présentent beaucoup de bruits et les limites des régions sont floues à cause des interpolations nécessaires pour transformer le nuage de points 3D d'origine en une image 2D. Le manque de netteté des frontières entre les régions rend la segmentation des images de profondeur difficile et les chances d'extraire les cicatrices très faibles.

Dans ce chapitre, nous présentons une nouvelle approche d'identification des espèces d'arbres à partir des données T-LiDAR. Cette nouvelle approche s'inspire des précédentes et, plus particulièrement, de la dernière approche fondée sur des notions morphologiques et topologiques. La force et l'originalité de notre approche reposent sur :

- Une nouvelle méthode de segmentation des nuages de points 3D inspirée de l'approche par ruissellement de la segmentation par ligne de partage des eaux que nous avons appelé « Burst Wind Segmentation ». Cette nouvelle méthode vise à extraire les régions saillantes 3D à partir d'un nuage de points 3D.
- Un dictionnaire, nommé « ScarBook », de cicatrices discriminantes des troncs d'arbres pré-annotées manuellement comme les cicatrices circulaires de l'épicéa, les lanières verticales du chêne ou les crevasses du pin, par exemple. Ce dictionnaire sera utilisé comme référence pour discriminer des nouvelles textures géométriques des écorces des arbres.
- Un ensemble de caractéristiques avancées de rugosité, de saillance et de courbure pour un niveau de détails et de caractérisation plus fin des cicatrices ou des régions segmentées. Ces caractéristiques sont utilisées en complément du dictionnaire.

La section suivante développe notre approche et la section 7.3 son application pour la discrimination des espèces d'arbres.

7.2 Algorithme « Burst Wind Segmentation »

Dans cette section, après un aperçu rapide des implémentations des algorithmes de segmentation par LPE, nous présentons l'algorithme « Burst Wind Segmentation » que nous avons développé pour la segmentation de nuages de points 3D.

7.2.1 Segmentation par Ligne de Partage des Eaux appliquée aux données 3D

Les algorithmes de segmentation des données 3D peuvent être groupés en plusieurs catégories en fonction de leur méthodologie de base (Agathos et al., 2007). Parmi

ces approches, la segmentation par LPE (watershed-based segmentation) est une approche morphologique fondée sur une base mathématique qui considère les données comme un relief topologique (Vincent et al., 1991). Il s'agit d'une généralisation du principe du LPE appliqué aux images 2D (Mangan et al., 1998). Ces algorithmes sont, soit des extensions du cas des données 2D lorsqu'ils traitent des voxels (Lin et al., 2003), soit une personnalisation des algorithmes 2D à la spécificité des données géométriques 3D, comme des nuages de points 3D (Chen et al., 2006), par exemple. De nombreuses implémentations sont proposées pour la segmentation 3D par LPE. Elles dépendent de deux grandes options:

- La façon dont l'extraction des bassins versants est mise en œuvre.
- Le choix de la fonction de partage des eaux.

La première option peut prendre deux formes (Lin et al., 2006) :

- Une inondation ou une approche d'immersion. Les algorithmes par inondation simulent une montée progressive du niveau d'eau à partir des minima du relief. On construit des barrages lorsque la montée des eaux dans les bassins versants distincts est sur le point de fusionner. Ce sont les lignes de partage des eaux qui séparent les régions. Cette approche est la plus commune ; elle a comme inconvénient la sur-segmentation, habituellement résolue par une étape de fusion de régions (Vincent et al., 1991 ; Page et al., 2003).
- L'approche Toboggan ou algorithmes par ruissellement qui suivent, à partir de chaque point dans le maillage 3D, la ligne de plus grande pente jusqu'à atteindre un minimum (Mangan et al., 1998 ; Mortensen et al., 1999).

La seconde option utilise les courbures discrètes comme fonction de segmentation LPE pour les maillages surfaciques 3D (Mangan et al., 1998) à la place de la fonction du gradient dans la segmentation des images 2D de niveaux de gris. L'algorithme de Mangan et al. (1998) segmente les maillages surfaciques 3D en un ensemble de patches caractérisés par des courbures relativement uniformes et délimitées par des zones de courbures plus élevées. L'algorithme commence par le marquage des minima locaux et des plateaux. Ensuite, les pentes sont parcourues à partir de chaque plateau jusqu'à atteindre une région marquée suivant l'approche Toboggan. La profondeur est calculée comme la différence entre le sommet le plus bas de la région et le sommet le plus bas des contours. Une région est fusionnée à une de ses voisines si la profondeur est inférieure à un seuil fixe. Une autre implémentation de la méthode est présentée par Page et al. (2003). Elle vise à résoudre le problème de la sur-segmentation des bassins versants selon une approche d'inondation.

Enfin, Lin et al. (2006) proposent une discussion intéressante concernant les différences d'efficacité en termes d'implémentation et de résultats pour les deux approches : inondation et ruissellement (Toboggan). En particulier, il est souligné que la différence est principalement due à l'effet des plateaux dans les images numériques. Un algorithme d'ordre invariant est également proposé, qui permet à l'approche par ruissellement de donner les mêmes résultats qu'une implémentation par inondation.

Notre approche a été inspirée par les deux approches respectives de Page et al (2003) et Lin et al. (2006). Elle peut être considérée comme une nouvelle implémentation des approches par ruissellement appliquée à des données 3D. On note que, dans Chen et al. (2006), la méthode présentée par Mangan et al. (1998) a été reformulée comme une approche par inondation. L'adaptation de la méthode aux

données géométriques 3D est approximative en raison de la complexité des données en comparaison aux images numériques et de la différence des caractéristiques des données.

La section 7.2.2 décrit notre algorithme de segmentation des données surfaciques 3D et la section 7.2.3 présente des résultats qualitatifs sur nos nuages de points 3D de troncs d'arbres.

7.2.2 Méthodologie

Le principe de notre approche peut être appliqué à n'importe quelle donnée 3D alors que, dans cette thèse, nous l'avons appliqué à des surfaces 3D de troncs d'arbres. Les données 3D sont considérées comme un relief topologique où chaque sommet 3D de coordonnées (x, y, z) a une pseudo-élévation ou information de profondeur d par rapport à une surface de référence. La surface de référence est la version lissée du maillage. Ainsi, nous partons de la carte de profondeur dépliée représentée par (X, Y, d) avec

$$\varphi_i = \varphi(x_i, y_i, z_i) = (X_i, Y_i) \quad \text{Eq. 18}$$

où $\varphi(.)$ est l'opération de projection du nuage de points 3D sur une surface 2D, assuré par un algorithme de réduction de dimension. Dans cette thèse, nous avons utilisé l'algorithme MVU (Maximum Variance Unfolding).

La carte de profondeur dépliée (X, Y, d) est déjà présentée dans la section 3.4.3 au Chapitre 3 avant la transformation en image de profondeur. En faisant cela, nous pouvons retrouver les mêmes concepts que la segmentation LPE : minima locaux, bassins versants, lignes de partage des eaux (Figure 63).

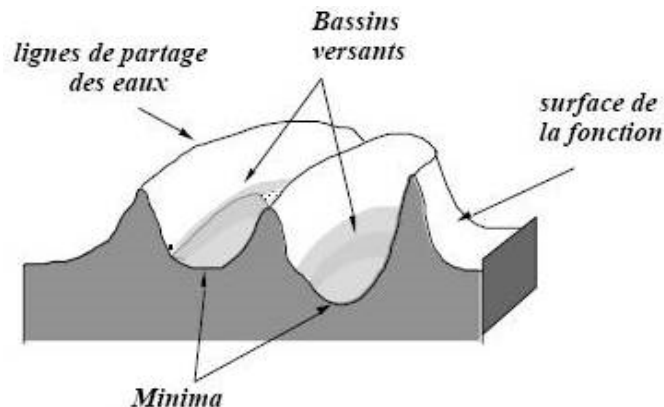


Figure 63 : Représentation de l'homotopie d'une image 2D (MINES_ParisTech, 2000)

Globalement, une érosion progressive est appliquée sur le relief topologique. Elle consiste à effectuer une série de coupes planes du nuage de points des plus hautes altitudes aux plus basses, d'où le nom de l'algorithme « Burst Wind Segmentation ». Ensuite, un regroupement (clustering) de points est appliqué à chaque coupe et entre coupes voisines pour former des régions (Section 7.2.2.1). Une région segmentée correspond à une partie du nuage de points lorsqu'un minimum local est atteint. L'extraction des minima locaux est détaillée dans la section 7.2.2.2. Notre algorithme est constitué des étapes suivantes et le pseudo code correspondant est donné sur la Figure 64 :

- Extraction de l'information de profondeur (Chapitre 3, section 3.4), quelques exemples de cartes de profondeur sont illustrés sur la deuxième ligne de la Figure 66.
- Coupes du nuage de points à l'aide de l'information de profondeur (Figure 65).
- Application d'un clustering à chaque coupe ou tranche dans l'ordre décroissant.
- Fusion de chaque cluster à d'autres clusters des couches supérieures s'ils sont considérés comme voisins (voir section 7.2.2.1).
- Pour chaque cluster, nous testons si un minimum local est atteint (voir section 7.2.2.2). Si c'est le cas, le bassin versant est étiqueté comme une région segmentée. Le bassin versant correspond aux clusters voisins du cluster étiqueté comme minimum local dans les couches supérieures.
- Lorsqu'on ne peut plus trouver de bassins versants, une étape de fusion est appliquée pour résoudre les problèmes de sur-segmentation résiduels.

ALGORITHM: Burst Wind Segmentation

Input: Point cloud P.
Output: Label of patches L.

```

1  Computation of the depth map D for each
   vertex.
2  Sort all vertices in the mesh according to
   the depth map.
3  Slices ← slicing(P, D);
4  Initial_clusters ← clustering (Slices(1));
5  Finish ← False;
6  i ← 2;
7  While ((not Finish) && (i < size(Slices)))
   do
8      Intermediate_clusters ←
       clustering(Slices(i));
9      Local_minima ←
       curvature(Intermediate_clusters);
10     Initial_clusters ←
       Merge_clusters(Initial_clusters,
       Intermediate_clusters);
11     Foreach cl in Local_minima do
12         Final_clusters(size(Final_clusters)+
           1) ←
           Find_Neighbors(Local_minima(cl),
           Initial_clusters);
13     end
14     if isEmpty(Initial_clusters) then
15         Finish ← True;
16     end if
17     i ← i+1;
18 end while
19 L ← Merge_clusters(Final_clusters);

```

Figure 64 : L'algorithme « Burst Wind Segmentation »

7.2.2.1 Clustering et fusion

Une série de coupes planes du nuage de points (Figure 65), dont nous paramétrons l'épaisseur, est tout d'abord réalisée. Pour chaque coupe, un clustering des points est opéré pour former des régions. Plusieurs algorithmes existent pour le clustering de nuages de points tels que DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise), K-means, mean shift ou bien clustering spectral. Parmi ces algorithmes, DBSCAN, proposé par Ester et al. (1996), s'est avéré très efficace pour extraire les bonnes régions à partir de nos données.

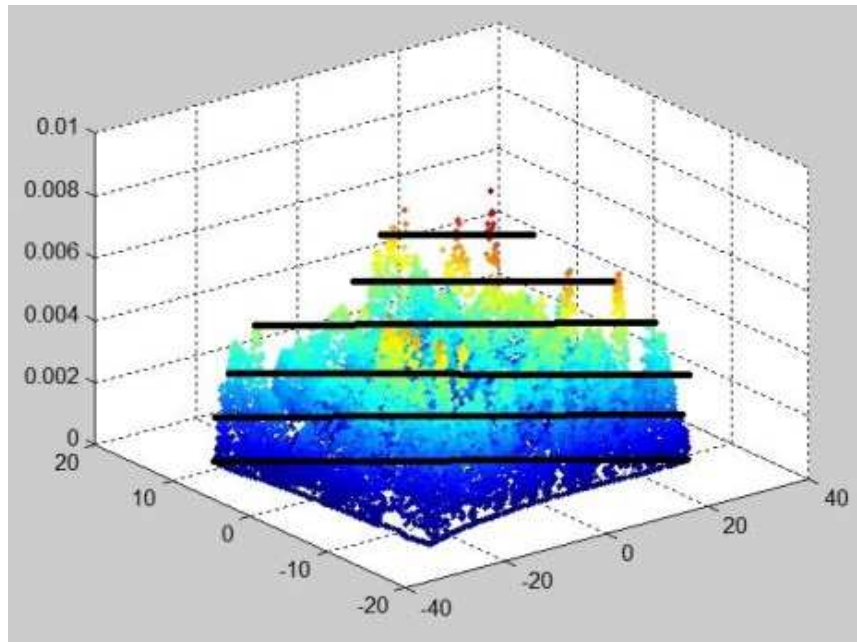


Figure 65 : Coupes planes du nuage de points 3D

DBSCAN s'appuie sur une estimation de la densité de points dans un ε -voisinage, noté N_{eps} , pour effectuer le partitionnement. Il utilise deux paramètres : la distance ε et le nombre minimum de points $MinPts$ devant se trouver dans un rayon ε pour que ces points soient considérés comme un cluster.

En raison du type des données 3D d'origine qui correspondent à des maillages surfaciques triangulaires (générés lors du lissage), $MinPts$ est fixé à 3. En travaillant à un quart de la résolution du scanner, la distance entre deux points est égale à 6,3 mm à 10 m du scanner. C'est pourquoi, pour notre application, nous avons choisi $\varepsilon=0.6$. L'étape de fusion utilise la notion de point directement atteignable en densité (directly density-reachable) et point accessible en densité ou « densité-atteignable » (density-reachability) définie par Ester et al. (1996) :

- Un point p est directement accessible en densité à partir d'un point q si $p \in N_{eps}(q)$ et $|N_{eps}(q)| \geq MinPts$.
- Un point p est accessible en densité depuis un point q s'il existe un ensemble de points $p_1 = q, p_2, \dots, p_n = p$ tel que p_{i+1} soit directement accessible depuis le point p_i .

7.2.2.2 Minima locaux ou ensemble de marqueurs

Notre méthode nécessite la détermination et l'étiquetage de l'ensemble des minima locaux. Pour chaque cluster, on calcule la médiane des courbures maximales de ces points de contour. Les minima locaux correspondent aux clusters ayant des médianes supérieures à un seuil. Le clustering et le calcul de la médiane des courbures maximales sont effectués lors de la descente et pour chaque nouvelle coupe. Chaque fois qu'un cluster a une médiane des courbures maximales de tous les points de son contour supérieure à une valeur de seuil déterminée de manière empirique (-10 dans notre cas), il est marqué comme un minimum local et utilisé comme marqueur.

7.2.3 Résultats qualitatifs et paramétrage de l'algorithme « Burst Wind Segmentation »

Les résultats de la segmentation de quelques patches sont illustrés sur la Figure 66. Chaque région segmentée est une cicatrice de l'écorce caractéristique, à priori, de l'espèce. L'épaisseur des coupes correspond à l'intervalle de profondeur du relief topologique. Plusieurs valeurs d'épaisseur ont été expérimentées et nous avons constaté qu'une épaisseur de la tranche de 1 mm donne des régions saillantes plus précises et pertinentes (Figure 66, ligne 4). L'information de profondeur caractérise la saillance des points 3D appartenant à des régions homogènes et l'information de courbure délimite les contours ou bordures des régions (Figure 66, ligne 3).

Figure 66 (a) et Figure 66 (g) présentent deux patches de chêne, une espèce avec des lanières verticales correctement segmentées ici. De même, les crevasses du pin sur la Figure 66 (d, h et i) sont parfaitement détectées et segmentées. La Figure 66 (b, c et j) présente des patches d'épicéa qui est caractérisé par une écorce peu rugueuse avec des cicatrices circulaires. Notre algorithme a réussi à extraire les cicatrices des patches (b) et (j), mais a échoué sur le patch (c) où aucune région n'a été détectée. Par contre, une toute petite irrégularité de la surface, ou bruit, a été segmenté comme une région. Ce défaut est constaté surtout avec les patches du hêtre qui est une espèce lisse où nous ne devrions pas détecter de régions (Figure 66 (e)). Généralement, notre algorithme arrive à bien extraire les cicatrices des patches des différentes espèces.

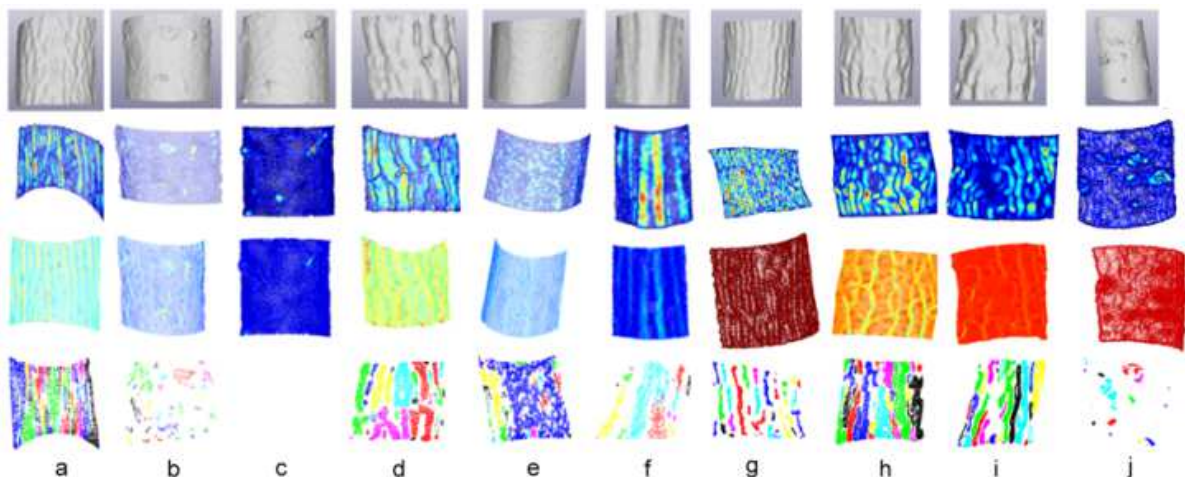


Figure 66 : Burst Wind Segmentation. Ligne 1 : maillage 3D. Ligne 2 : carte de profondeur 3D. Ligne 3 : courbure maximale. Ligne 4 : résultat de la segmentation.

Les performances de l'algorithme, évaluées par l'ajout d'un bruit additif gaussien uniforme sont illustrées sur la Figure 67. L'image de la Figure 67 (a) est la segmentation d'un segment de tronc de pin sans bruit, et les images des Figure 67 (b) et Figure 67 (c) montrent le même nuage de points segmenté avec des niveaux de bruit additif de 3% et de 5%, respectivement, du nombre total de points du segment d'origine. La surface 3D des troncs d'arbres a un degré de courbure relativement élevé tout au long du profil radial ; ce qui signifie que l'ajout de grande quantité de bruit a des effets néfastes sur la segmentation. Avec 3% de bruit, la segmentation n'est pas altérée mais, avec 5% de bruit ajouté, la segmentation est affectée et un problème de sur-segmentation apparaît créant de nombreuses petites régions. Nous en concluons que notre méthode de segmentation est relativement

sensible au bruit, bien que l'information de profondeur soit moins dégradée, la courbure a des effets plus néfastes dans la détection des minima locaux.

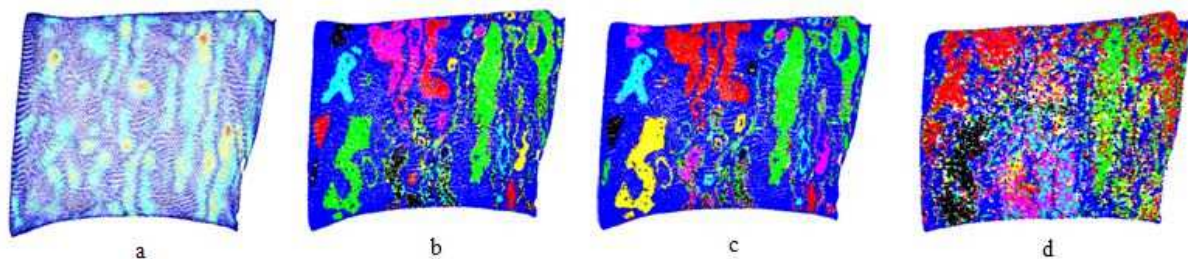


Figure 67 : Exemple de résultats de segmentation en présence de bruits : (a) Carte de profondeur aplatie, (b) Burst Wind segmentation, (c) Burst Wind segmentation avec un bruit additif de 3%, (d) Burst Wind segmentation avec un bruit additif de 5%

En guise de conclusion, la nouvelle approche de segmentation proposée réussit dans la majorité des cas à extraire correctement et uniquement les cicatrices des patchs ; objectif que les autres méthodes de segmentation des images de profondeur proposées précédemment n'ont pas réussi à atteindre. La raison principale de cet échec est l'étape d'interpolation qui vient ajouter des données à nos données d'origine ; alors qu'avec la « Burst Wind Segmentation », nous sommes plus proches des données d'origine. De plus, elle est adaptée à la segmentation des reliefs topologiques, ce qui explique qu'une meilleure segmentation est atteinte.

7.3 Classification basée sur la « Burst Wind Segmentation »

Nous avons développé la « Burst wind segmentation » pour qu'elle soit capable de segmenter des nuages de points de surfaces topologiques et d'extraire les régions saillantes. Dans le cas de nos patchs de troncs d'arbres, les régions saillantes correspondent aux cicatrices de chaque arbre, qui est un indicateur discriminant de l'essence. Le diagramme de notre approche est illustré sur la Figure 68 : après segmentation des patchs des troncs d'arbres à l'aide de la « Burst Wind Segmentation » et extraction d'un ensemble de cicatrices, nous les comparons à un dictionnaire de cicatrices que nous avons appelé « ScarBook ». Cette comparaison se fait au travers d'un ensemble de caractéristiques extraites à partir de chaque cicatrice. Dans les autres approches de segmentation des images de profondeur, nous n'avons pas utilisé le « ScarBook » car la segmentation n'a pas réussi à extraire les cicatrices. De plus, les résultats de segmentation des images de profondeur des différentes espèces sont différents ; ce qui va nous permettre de les discriminer. Mais, par contre, les différentes approches de segmentation d'images de profondeur proposées ne réussissent pas tout le temps à extraire correctement et uniquement les cicatrices. La dernière étape concerne la classification à partir des caractéristiques des nuages de points de chaque cicatrice. Le processus de classification à deux étapes (sélection des caractéristiques importantes et validation croisée avec les caractéristiques considérées comme importantes, uniquement) est utilisé pour affecter une espèce à chaque cicatrice. L'annotation finale d'un patch est réalisée à l'aide d'un vote majoritaire des espèces attribuées aux cicatrices. La construction du « ScarBook » est détaillée dans la section 7.3.1 alors que l'ensemble de caractéristiques à extraire est détaillé dans la section 7.3.2 et les résultats de cette approche avec les quatre bases de données sont présentés dans la section 7.4.

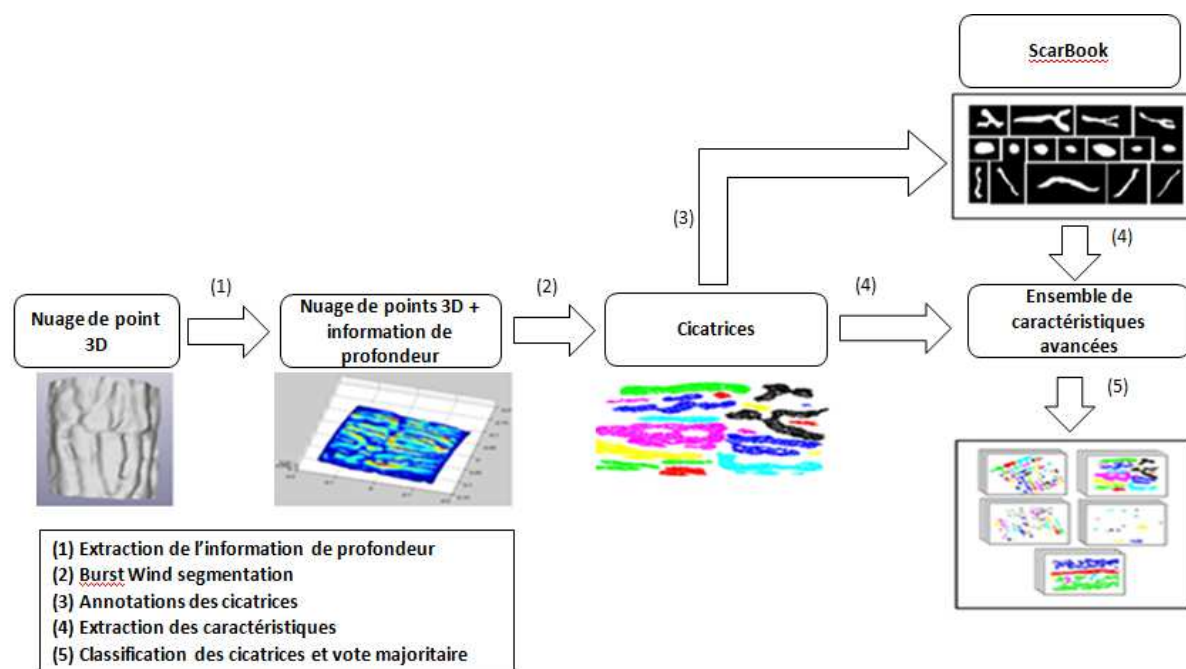


Figure 68 : Diagramme de notre approche de reconnaissance des espèces d'arbres à partir des données T-LiDAR fondée sur la méthode de segmentation « Burst Wind Segmentation »

7.3.1 « ScarBook » ou dictionnaire des cicatrices

Plusieurs applications d'imagerie médicale utilisent un atlas ou un dictionnaire d'images pré-annotées ou pré-segmentées pour améliorer les résultats de la segmentation (Gubern-Mérida et al., 2011) ou de la reconnaissance de forme ou d'objets (Bach Cuadra M., 2003). Nous nous sommes inspirés de ces approches pour créer un dictionnaire de cicatrices discriminantes des textures de troncs d'arbres que nous avons appelé « ScarBook » et qui servira de base de référence lors de l'identification des espèces d'arbres. Nous avons utilisé une deuxième base de patches pour sa construction qui peut se faire selon deux manières :

- Un groupe d'experts segmente et pré-annote les cicatrices discriminantes de chaque espèce manuellement puis les sauvegarde dans le dictionnaire.
- Segmenter les patches de la base utilisée pour la construction du « ScarBook » à l'aide de l'algorithme «Burst Wind Segmentation», choisir les régions segmentées typiques de l'espèce, les annoter et les sauvegarder dans le « ScarBook ».

Nous avons écarté la première solution par manque de temps pour réunir les bons experts. Nous avons donc décidé de constituer notre base dans des conditions similaires à celles de la base de tests selon le processus suivant :

- Segmenter les patches à l'aide de la Burst Wind Segmentation.
- A partir des nuages de points 3D segmentés, faire le passage à la 2D et générer des images binaires correspondantes (section 7.3.2.3).
- Sélectionner les cicatrices discriminantes qui caractérisent le mieux l'espèce.
- Sauvegarder les cicatrices dans le ScarBook.

La base de patches de référence utilisée pour la construction du ScarBook est indépendante de la base de tests. Elle est constituée de quatre-vingt patches de

quatre espèces seulement (charme, chêne, épicéa et pin). Nous n'avons pas testé le hêtre et le merisier pour réduire le temps de calcul. Le hêtre est une espèce lisse et nous pouvons nous attendre à ne pas pouvoir extraire de régions avec notre approche de segmentation. Les cicatrices discriminantes du merisier sont des lanières aux formes similaires des lanières du chêne mais avec des caractéristiques différentes (orientation, longueur,...). Les caractéristiques proposées dans la section 7.3.2 devraient être capables de discriminer entre les différentes espèces à lanières.

Vingt cicatrices par espèce pour les quatre espèces choisies ont été sélectionnées, annotées et sauvegardées dans notre ScarBook. Elles représentent des lanières larges et verticales du charme (ligne 1 de la Figure 69), des lanières minces du chêne (ligne 2 de la Figure 69), des cicatrices circulaires de l'épicéa (ligne 3 de la Figure 69) et des crevasses du pin (ligne 4 de la Figure 69).

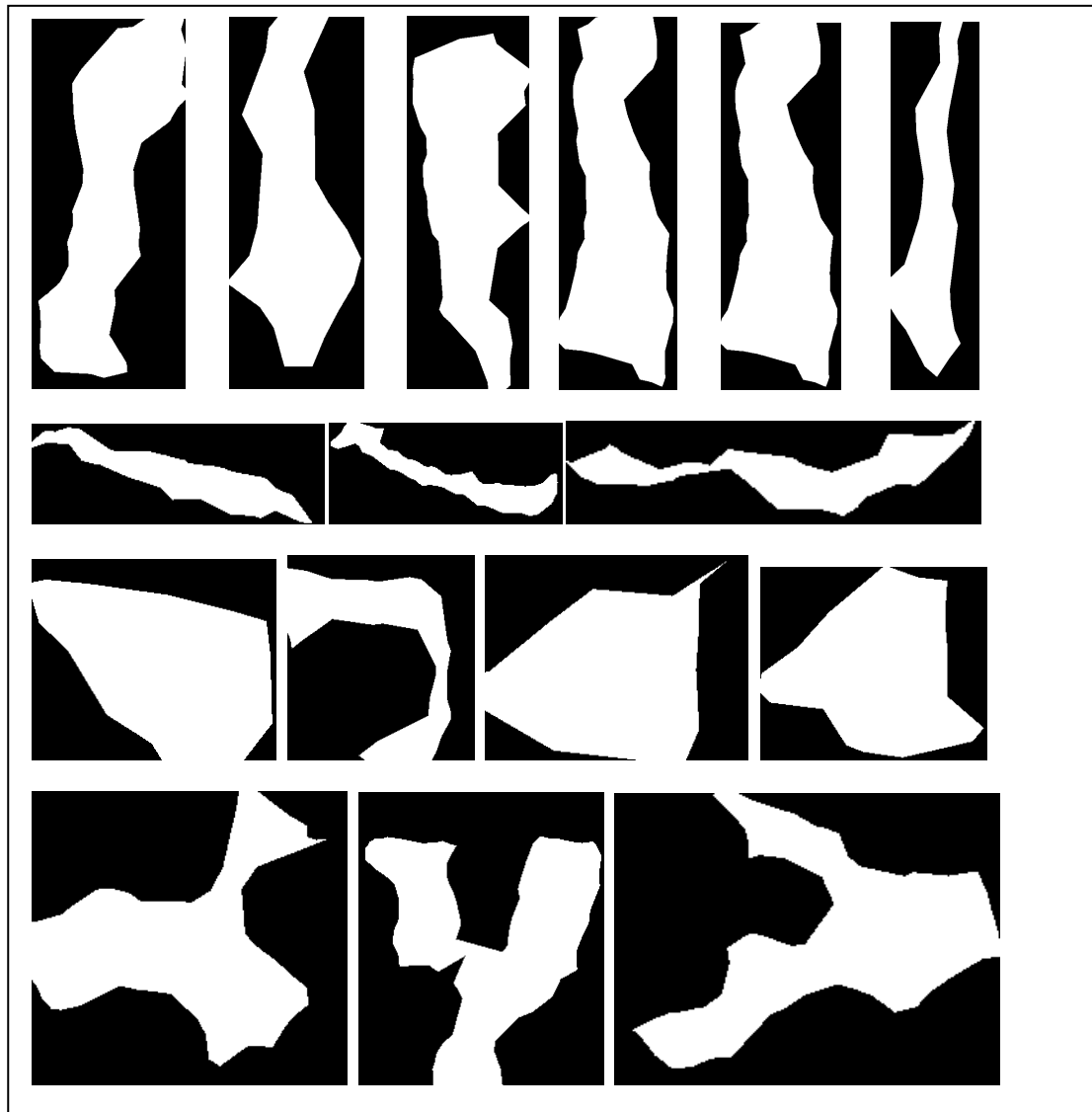


Figure 69 : Exemples de cicatrices annotées et sauvegardées dans le ScarBook :
(ligne 1) Cicatrices de charme (ligne 2) Cicatrices de chêne (ligne 3) Cicatrice de l'épicéa
(ligne 4) Cicatrice de pin

7.3.2 Extraction des caractéristiques des régions segmentées à l'aide de la « Burst Wind Segmentation »

Après segmentation de nos patches à l'aide la Burst Wind Segmentation, nous obtenons des nuages de points qui présentent des régions saillantes représentatives des cicatrices discriminantes de chaque espèce. La Figure 70 représente des exemples de nuages de points résultant de la segmentation. Dans cette section, nous présentons les caractéristiques calculées à partir des régions saillantes et utilisées pour construire le vecteur correspondant pour la classification des cicatrices ou les espèces d'arbres.

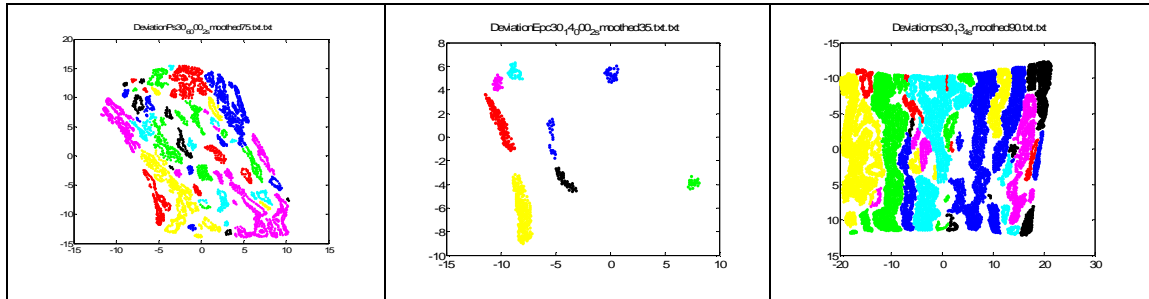


Figure 70: Exemples de nuages de points des régions segmentées résultant de notre approche de segmentation « Burst Wind Segmentation »

7.3.2.1 Caractéristiques de rugosité

La troisième coordonnée des nuages de points représente l'information de profondeur ; autrement dit, une déviation géométrique entre le nuage de points d'origine et une version lissée (Figure 71). Cela fait immédiatement penser à la mesure de rugosité, en métrologie. La rugosité est une notion très vaste ; elle est étudiée et définie dans différents domaines avec différentes métriques :

- métrologie des surfaces (Meli, 2002),
- rugosité du sol (Petitpas et al., 2010),
- caractérisation de la surface à partir des données Radar (Ulaby et al., 1979),
- caractérisation du sol suite à une érosion (Van Donl and Skidmore, 2003),
- hydrologie : mesure de l'humidité du sol (Baghdadi et al., 2008),
- agriculture (Davidson et al. 2000).

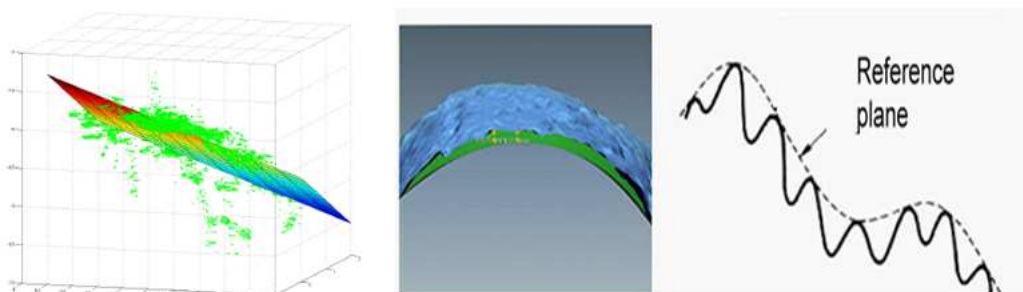


Figure 71 : a) surface de référence par rapport au nuage de points b) déviation entre le maillage d'origine et la version lissée c) représentation de la surface de référence

Plusieurs métriques sont définies pour caractériser les surfaces. Les normes ISO définissent des paramètres parmi les plus utilisés, comme la moyenne quadratique, la moyenne arithmétique, pour caractériser les surfaces. La télédétection s'est intéressée également à la caractérisation de la variation stochastique du sol par rapport à une surface de référence (Fawwaz Tayssir et al., 1986 ; Petitpas et al., 2010). Les paramètres utilisés sont la déviation standard de la hauteur, la corrélation et la fonction d'autocorrélation. Pour les mesures de rugosité des nuages de points 3D à géométrie complexe, l'idée principale est d'ajuster une surface qui minimise la distance aux points du nuage puis de calculer la déviation entre la surface ajustée et les points du nuage. L'ajustement peut être réalisé par la méthode des moindres carrés. Dans notre cas, la surface de référence est la version lissée du maillage d'origine. La déviation géométrique $d(v, \tilde{v})$ est la distance euclidienne entre un point $v(x, y, z)$ du maillage lissé M_s et son voisin le plus proche $\tilde{v}(x', y', z')$ dans le maillage original M_o . Pour établir la correspondance, nous utilisons les arbres AABB (Axis-Aligned Bounding Boxes) (Alliez et al., 2009) (pour plus de détails, voir Chapitre 3, section 3.4.2).

Nous avons utilisé trois métriques de rugosité les plus répandues (Petitpas et al., 2010) : la moyenne quadratique (S_q), la moyenne arithmétique (S_a) et la déviation standard (S_D) des déviations géométriques entre le nuage de points d'origine et sa version lissée. Elles sont définies respectivement par les équations suivantes :

$$S_q = \sqrt{\frac{1}{n \sum_{i=1}^n d(v_i, \tilde{v}_i)^2}} \quad \text{Eq. 19}$$

$$S_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |d(v_i, \tilde{v}_i)| \quad \text{Eq. 20}$$

$$S_D = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(v_i, \tilde{v}_i)^2 \right) - \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(v_i, \tilde{v}_i) \right)^2} \quad \text{Eq. 21}$$

7.3.2.2 Caractéristiques obtenues à l'aide de l'analyse en composantes principales

L'Analyse de Composantes Principales ou ACP est une technique de réduction de dimension couramment utilisée en analyse de données et, plus généralement, en statistiques multivariées. L'interprétation géométrique a intéressé le traitement d'images pour l'extraction de caractéristiques des objets étant donné que les caractéristiques étaient représentées dans un nouvel espace, selon des directions d'inertie maximale. Dans la Figure 72, qui illustre le cas d'une image, les pixels sont représentés dans un plan à deux dimensions et considérés comme une variable aléatoire. L'ACP va interpréter l'objet dans l'image comme un nuage de points et déterminer les deux axes qui expliquent le mieux sa dispersion tel que le second axe est perpendiculaire au premier.

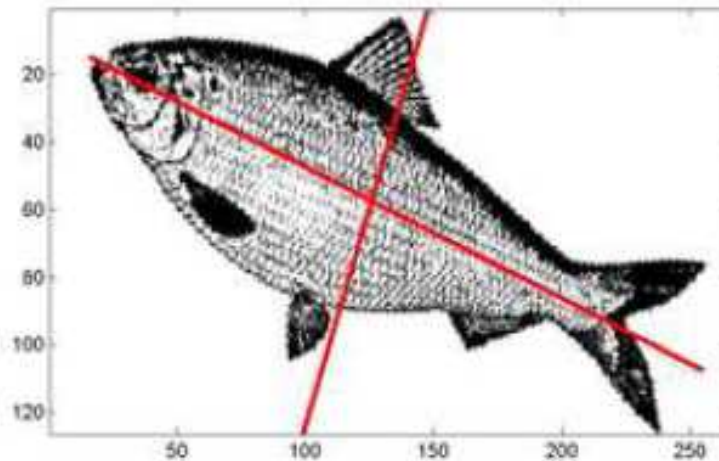


Figure 72 : Les deux axes de l'ACP (extrait de Wikipédia)

Dans notre cas, à partir des régions segmentées de nuages de points 2D de coordonnées (X, Y) résultantes de la segmentation «Burst Wind Segmentation» (on ignore la troisième coordonnée des nuages d qui correspond à l'information de profondeur), l'extraction des composantes principales est effectuée et un ensemble de caractéristiques est déduit :

- Le pourcentage de la variance totale expliquée par les deux composantes principales.
- Les distances maximales et médianes entre les observations et le centre du repère de l'ACP et le ratio entre ces deux distances.
- Le plus grand et le plus petit diamètre calculés en fonction de la longueur de l'axe majeur (distance entre les deux points extrêmes sur l'axe de la première composante principale) et l'axe mineur (distance entre les deux points extrêmes sur l'axe de la deuxième composante principale).
- Le ratio d'aspect défini par le ratio entre le plus grand diamètre et le plus petit.
- L'orientation et la direction de la première et de la deuxième composante principale.

7.3.2.3 Caractéristiques de forme à partir des régions segmentées

Les caractéristiques de l'analyse en composantes principales et de rugosité représentent des caractéristiques globales de forme. Elles caractérisent la rugosité globale et les dimensions des régions extraites. Nous avons besoin de caractéristiques plus spécifiques et plus détaillées pour discriminer certaines formes ressemblantes.

A partir des nuages de points des régions segmentées, nous avons extrait des formes continues à partir desquelles nous pouvons générer des images binaires. Pour cela, il faut en premier lieu, extraire les contours, puis, générer un contour continu, et, enfin, extraire des caractéristiques de forme. La première étape est l'extraction des points qui appartiennent au contour des nuages de points des régions segmentées. L'algorithme alpha shape (α -shape) proposé par Edelsbrunner et al. (1994) est utilisé. Un α -shape associé à un ensemble de points est une généralisation du concept de l'enveloppe convexe : toute enveloppe convexe est un

α -shape mais un α -shape n'est pas une enveloppe convexe dans tous les cas. On peut imaginer un α -shape comme suit :

Imaginons une énorme glace dans l'espace \mathbb{R}^d contenant des morceaux de chocolats. En utilisant une cuillère à glace sphérique, nous taillons toutes les parties de glace sans toucher les morceaux de chocolats. Nous taillons les trous à l'intérieur de la glace (parties non accessibles par simple déplacement de la cuillère de l'extérieur). Nous aboutissons à un objet délimité par des arcs et des segments de points. Si nous les relient par des triangles ou segments de lignes, nous aurons ce qu'on appelle un α -shape. Un exemple de α -shape extrait à partir d'un ensemble de points 2D (où la cuillère à glace est tout simplement un cercle de rayon α) est illustré sur la Figure 73.

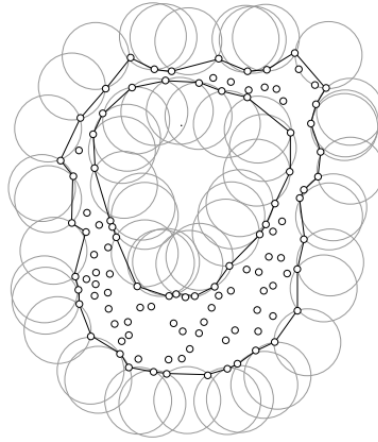


Figure 73 : α -shape d'un ensemble de points 2D (Edelsbrunner et al., 1994)

Pour formaliser le concept de glace et de cuillère, deux principales définitions sont citées dans l'article de Edelsbrunner et al. (1994) :

Définition 1: pour $0 < \lambda < \infty$, une λ -balle est une balle ouverte de rayon λ . En outre, une 0-balle est un point alors qu'une ∞ -balle est un demi-espace ouvert. Une λ -balle nommée b est vide si $b \cap S = \emptyset$ (S est l'ensemble des points). Avec ça, un k -simplexe Δ_T est dit α -exposé s'il existe une α -balle vide avec $T = \partial b \cap S$ (∂b est la surface de la sphère ($d=3$) ou cercle ($d=2$) englobant. Un exemple est illustré sur la Figure 74.

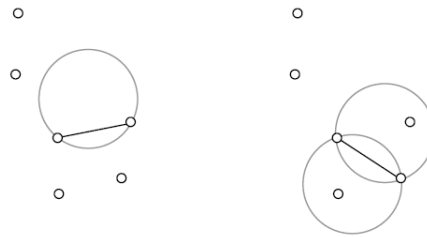


Figure 74 : α -exposé ou non α -exposé (Edelsbrunner et al., 1994)

Définition 2: Les contours ∂S_α d'un α -shape d'un ensemble de points S se compose de tous les k -simplexes de S pour $0 \leq k < d$ et qui sont α -exposés.

$$\partial S_\alpha = \{\Delta_T \mid T \subset S, \quad |T| \leq d \text{ et } \Delta_T \text{ est } \alpha\text{-exposé}\} \quad \text{Eq. 22}$$

Les détails complémentaires sur l'approche et son implémentation 2D ou 3D sont décrits dans l'article d'Edelsbrunner et al. (1994). Nous avons appliqué un algorithme

α -shape en 2D. L'enveloppe obtenue est utilisée comme contour de la région extraite.

A partir des points de contour des nuages de points 2D venant de la segmentation « Burst Wind Segmentation » représentant le contour des cicatrices des patches, nous cherchons à construire des images binaires représentatives de la forme. Le problème principal de ces points de contour est qu'ils sont discontinus et interrompus. L'idée principale pour construire un contour continu à partir des points 2D comme illustré sur la Figure 75 est de trier puis d'interpoler les points du contour et de remplir la forme :

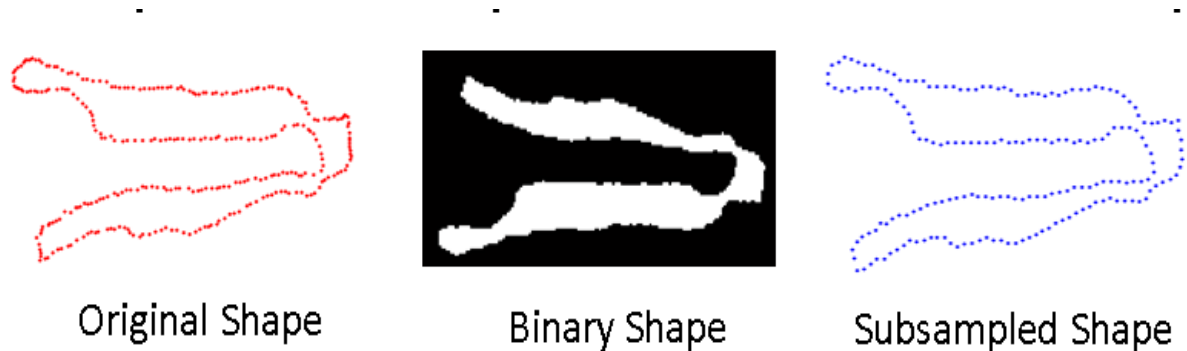


Figure 75: Sous-échantillonnage polygonal

Notre algorithme suppose qu'il n'y ait pas de trous à l'intérieur des formes (les cicatrices que nous avons déjà étudiées ne présentent pas de trous). Pour trier les points 2D, le principal défi consiste à détecter l'enveloppe convexe de la forme, puis, à extraire la forme à l'intérieur de l'enveloppe. Ici, nous supposons que l'enveloppe convexe existe si 90% des points de contour sont détectés à l'aide de la boîte englobante (Active Bounding Box).

A partir de la boîte englobante, nous trouvons les points du contour les plus proches, nous les considérons comme des points de référence et nous recherchons les points de contour les plus proches. Il faut interpoler les points et répéter itérativement le processus jusqu'à extraire 90% des points de contour. Puis, nous vérifions l'existence de l'enveloppe convexe dont on suppose qu'elle se localise entre les deux points les plus distants. Une fois que l'enveloppe convexe est détectée, nous extrayons les détails de la forme. L'algorithme est illustré ci-dessous et la procédure de tri des points 2D est illustrée par la Figure 76.

ALGORITHM : 2D POINT CLOUD CLOCKWISE SORTING

Given a shape (2D point cloud)

- 1: Initialization: 2D shape \mathbf{S} , number of points on \mathbf{S} denotes \mathbf{N} , bounding box of the shape \mathbf{B} , number \mathbf{M} , and points on bounding box are set to be clockwise sequence. Number of sorted points $\mathbf{i} = 0$;
- 2: While $\mathbf{i} < \mathbf{N}$, do:
 - 2.1 For every point on \mathbf{B} , find the closest points on \mathbf{S} .
 - 2.2 Replace the points on \mathbf{B} with their closest points on \mathbf{S} . Remove the duplicate points on \mathbf{B} and the updated number as \mathbf{M}' , then take $\mathbf{i} = \mathbf{M}'$.
 - 2.3 If $\mathbf{M} \neq \mathbf{M}'$ & $\mathbf{i} \leq \mathbf{N}$
 - 2.3.1 Interpolate \mathbf{K} points between every two points of \mathbf{B} .
 - 2.3.2 Redo 2.1 – 2.3

- 2.4 Else if $i \leq N$ & $i/N \leq 0.9$ (A cave exists on S)
 - 2.4.1 Find the two neighbor points P_1, P_2 that have the biggest distance in B .
 - 2.4.2 Find a point P_3 that has the largest distance to P_1, P_2 , and add P_3 between P_1, P_2 .
 - 2.4.3 Redo 2.1 – 2.4.
 - 2.5 Else insert the rest points R (ambiguous points) to B .
 - 2.5.1 For every point in R , find the closest points in B .
 - 2.5.2 Insert every point in R next to their closest point in B .
 - 2.6 $i \geq N$, break.
- 3: Sorting done.
-

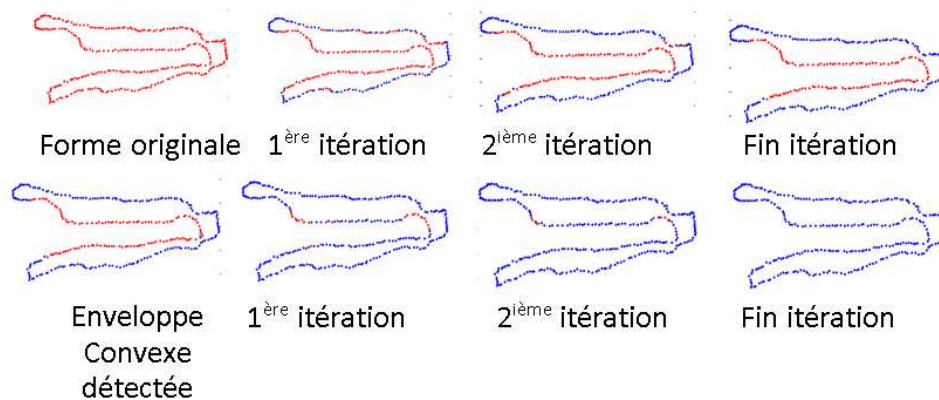


Figure 76: Extraction de la forme à partir d'un ensemble de points 2D

Après avoir généré des images binaires à partir de l'extraction des formes des nuages de points segmentés, l'étape suivante consiste à extraire des caractéristiques. Ci-dessous, nous proposons une liste des caractéristiques qui permettent d'accéder à un niveau de détail plus important afin de pouvoir discriminer des cicatrices similaires.

Les caractéristiques du squelette

Le squelette d'un objet est un paramètre très important dans la reconnaissance des objets. Il diffère d'un objet à un autre. Il y a différentes façons d'extraire le squelette d'un objet. Les principales sont les traitements morphologiques, le GVF (Gradient Vector Flow) et le FMDT (Fast Marching Distance Transform) (Robert et Ingmar, 2007). Parmi ces méthodes, nous avons choisi l'approche FMDT pour extraire le squelette et calculer les points critiques du squelette. Le FMDT extrait mieux le squelette que la morphologie mathématique car il n'extrait pas les sous-branches inutiles ou incertaines (Figure 77).

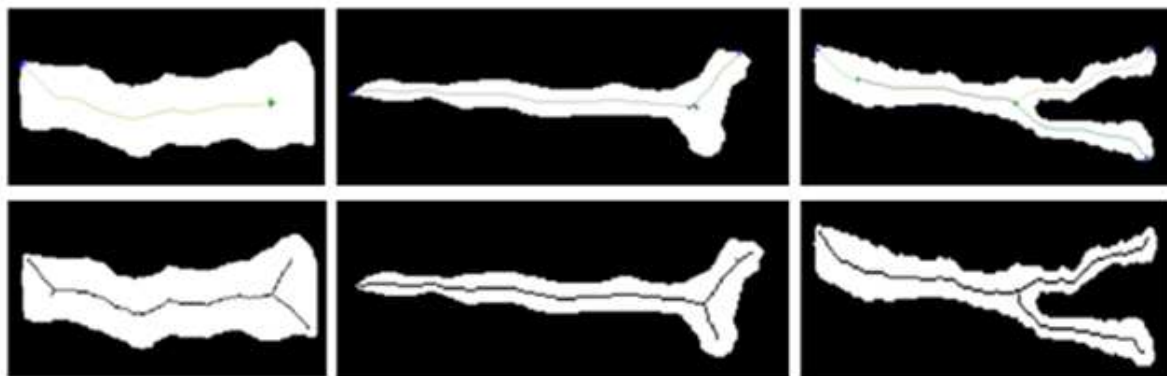


Figure 77: Extraction du squelette : (ligne 1) approche FMDT, (ligne 2) approche morphologique

Nous considérons les points d'extrémité et les points de jointure des branches du squelette comme des points critiques. Le nombre de points critiques est une caractéristique qui peut discriminer entre différentes formes. Elle donne de l'information sur la forme globale d'un objet ; elle peut être considérée comme complémentaire aux caractéristiques de l'analyse en composantes principales.

Une autre caractéristique à considérer est la distance moyenne entre les points de contour et le squelette. La méthode du plus proche voisin est utilisée pour trouver les points les plus proches du squelette. Cette caractéristique est intéressante, dans notre cas, pour discriminer entre des cicatrices minces et épaisses.

La distance entre les points critiques est aussi une caractéristique importante qui décrit les différentes parties d'un objet et leur disposition dans l'espace. Pour mesurer la distance, nous avons utilisé deux métriques : les distances euclidiennes et les distances géodésiques.

Le maximum, la moyenne et la déviation standard des distances géodésiques et euclidiennes entre les points critiques du squelette sont extraits comme caractéristiques intéressantes pour discriminer entre cicatrices droites, tordues ou courbées. Les distances géodésiques sont calculées sur la base de la surface maillée des régions analysées. La distance de la plus longue branche du squelette est extraite dans le but de discriminer entre des formes circulaires, allongées ou courtes.

Caractéristiques du cercle minimum

Nous nous sommes inspirés de la représentation spatiale et matricielle d'une forme par le modèle polaire pour définir le nouveau descripteur fondé sur le cercle minimum. Le cercle minimum consiste à trouver le cercle le plus petit contenant un ensemble de points d'un plan. Dans notre cas, c'est le cercle contenant les points de contour. Ici, nous définissons un descripteur basé sur le cercle minimum. Ce descripteur examine la distribution de la forme selon différents angles en se fondant sur les ratios entre la surface d'une région et la surface du cercle minimum correspondant ou d'un secteur angulaire du cercle minimum. Trois étapes sont nécessaires pour extraire ce descripteur :

Etape 1 : On extrait le cercle minimum aux points de contour de la forme. Pour cela, on extrait l'enveloppe convexe aux points de contour. Le cercle minimum est défini à partir de trois points des points de l'enveloppe convexe qui incluent les points inactifs

(points de l'enveloppe convexe qui ne sont pas utilisés pour construire le cercle minimum).

Etape 2 : On divise la forme en N parties (secteurs angulaires) avec N différentes orientations.

Etape 3 : On calcule trois caractéristiques :

- Le rapport de surface entre le cercle minimum et la forme.
- Le rapport de surface entre chaque partie de la forme et le $1/N$ du cercle.
- Le rayon du cercle minimum.

Ces caractéristiques sont intéressantes pour discriminer entre des formes ovales, circulaires, rayées, rectangulaires ou autres. De plus, ce descripteur peut discriminer des objets avec des petits détails, même au sein d'une même famille. Quelques exemples de formes avec leur cercle minimum et l'histogramme du rapport de surface sont illustrés dans la Figure 78.

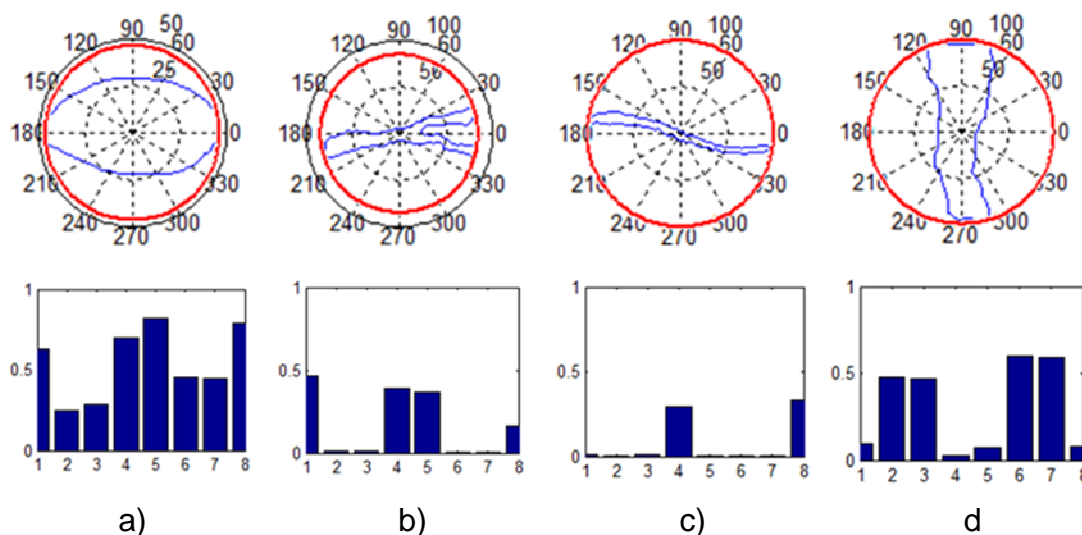


Figure 78: Cercle minimum et histogramme du rapport de surfaces pour quatre cicatrices venant de (a) l'épicéa, (b) pin, (c) chêne, (d) charme.

Caractéristiques de lissage de contour

Avec les caractéristiques ou les descripteurs définis précédemment, on extrait une information sur la famille des formes : circulaire, rectangulaire, triangulaire, ... Maintenant, avec ce descripteur, nous voulons évaluer le degré de rugosité d'un contour. Nous définissons ici la rugosité comme du bruit ajouté à une fonction du contour. Dans l'exemple qui suit (Figure 79), au même contour, nous avons ajouté différents types de bruit. La forme globale de chaque forme résultante est la même. Cette rugosité présente un niveau de détail plus élevé qui peut être une caractéristique pour discriminer entre différentes espèces.


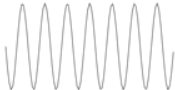

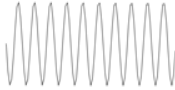

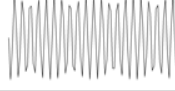



	+		=	
	+		=	
	+		=	
	+		=	

Figure 79: Rugosités ajoutées à une forme

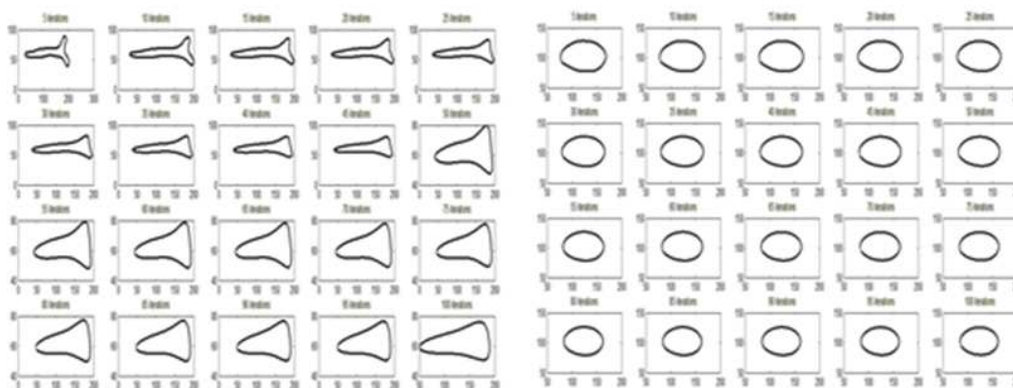


Figure 80: Lissage Gaussien de deux cicatrices avec un nombre différent d'itérations (high order gaussian smoothing)

Pour extraire cette rugosité, nous avons appliqué des lissages successifs. Pour évaluer différents niveaux de rugosité, nous avons étudié différents degrés de lissage Gaussien (Figure 80) avec des nombres d'itérations de lissage différents et avec différentes tailles de fenêtres de lissage.

On définit le descripteur de lissage de contour comme la distance entre la forme originale et une version lissée de la forme, pour chaque combinaison nombre d'itérations / taille de fenêtre de lissage.

Différents lissages

Pour évaluer les différents niveaux de rugosité ou de courbure de nos contours, trois niveaux de lissage sont appliqués :

- 20 itérations de lissage avec une taille de fenêtre égale à 5×5 (pixels) : un petit nombre d'itérations avec une petite fenêtre est intéressant pour détecter des petits changements dans le contour ; c'est plutôt pour évaluer la rugosité du contour que sa courbure.
- 100 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 10×10 (pixels) : avec plus d'itérations de lissage et une fenêtre de taille plus importante, les métriques de distance devraient permettre de discriminer entre des formes avec des courbes proéminentes ou non, avec plus d'ondulations ou non et avec des courbes saillantes ou non. Avec ce nombre plus important de lissages et une taille de fenêtre plus importante, les métriques de distances sont censées

différencier un degré de rugosité plus important dans le contour ; on parle, plutôt, de saillance.

- 100 itérations de lissage et une fenêtre de taille égale à 50×50 pixels pour des degrés de courbure plus importants.

Les métriques de distance

Il existe différentes métriques de distance :

La distance Point à Point : définie comme la moyenne des distances euclidiennes entre les points de la forme originale et la version lissée.

La distance ICP : après avoir exécuté l'algorithme ICP (Iterative Closest Point) (Besl, 1992) pour aligner la forme originale et la version lissée, la distance est définie comme la RMSE (Root Mean Square Error) entre les deux formes. L'ICP est un algorithme employé pour minimiser itérativement la distance entre deux nuages de points. Il est aussi utilisé pour recalibrer deux vues. Pour plus de détails, voir en Annexe 3.

La distance du contexte de forme (Shape context Distance SCD) (Belongie et al., 2002) : après calcul du SCD des deux formes, la correspondance entre elles est fondée sur la similarité de leurs SCD. La distance SCD est définie comme la distance euclidienne entre les points correspondants. Le contexte de forme d'un point de contour p_i d'une forme est déterminé par la distribution des points de contour dans la région au voisinage de p_i (Belongie et al., 2002). Cela est défini par l'ensemble des vecteurs allant de p_i à un ensemble de points du contour. La distribution des points est définie à l'aide des coordonnées relatives des points de contour dans un système de coordonnées log-polaire utilisant p_i comme origine (Figure 81).

$$q = (\log(r_q), \theta_q), \quad \forall q \neq p_i \wedge q \in C \quad \text{Eq. 23}$$

où r_q est la distance entre q et p_i , θ_q est l'angle entre le vecteur $\overrightarrow{p_i q}$ et l'axe horizontal. Le contexte de forme de p_i est l'histogramme des coordonnées relatives des points de contour par rapport à p_i (p_i est considéré comme un point de référence).

$$h_i(l) = \# \{q \neq p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(l)\}, l = \overline{1, L} \quad \text{Eq. 24}$$

où $h_i(l)$ est le nombre de points de contour appartenant à la 1^{ère} classe de l'histogramme et $\text{bin}(l) = \{(r_q, \theta_q) : r_q \in [r_l, r_l + \Delta r_l] \wedge \theta_q \in [\theta_l, \theta_l + \Delta \theta_l]\}$. Une forme de l'objet O est ainsi décrite comme l'ensemble des contextes de forme des points de contour :

$$O = \{h_i | p_i \in C\} \quad \text{Eq. 25}$$

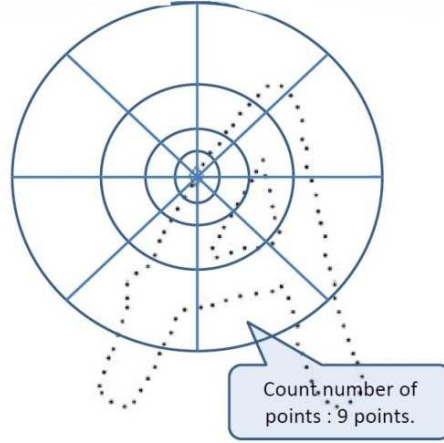


Figure 81 : Diagramme log-polaire utilisé pour calculer le contexte de forme.

La distance EGD (Elastic Geodesic Distance) (Srivastava et al., 2011): on définit la distance entre la forme originale et la version lissée comme l'EGD entre les deux formes, voir Figure 82.

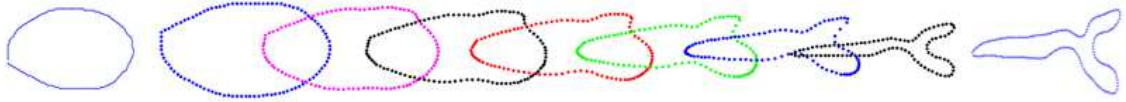


Figure 82: Distances géodésiques élastiques entre une forme venant du pin et une forme venant de l'épicéa

Plusieurs approches ont été proposées pour calculer les distances géodésiques entre deux manifolds. Une des plus intéressantes est celle de Srivastava et al. (2011) qui propose une nouvelle représentation de la forme en utilisant la fonction SRV (Square-Root Velocity) et où les géodésiques optimisées entre les formes sont calculées à l'aide de l'algorithme du redressement de chemin ou « Path-Straightening ». L'algorithme du redressement de chemin introduit par Srivastava et al. (2011) commence par établir un chemin arbitraire et puis le redresser et le raccourcir itérativement à l'aide d'une approche basée sur le gradient d'une énergie associée à ce chemin. La fonction SVR d'une courbe fermée est représentée par :

$$C^c = \{q \in L^2(S^1, R^n) | \int_{S^1} \|q(t)\|^2 dt = 2\pi, \int_{S^1} q(t) \|q(t)\|^2 dt = 0\} \quad \text{Eq. 26}$$

où $q(t) = \beta(\dot{t}) / \sqrt{\|\beta(\dot{t})\|}$, $\beta(t)$ est une courbe redimensionnée en 2π . $L^2(S^1, R^n)$ est un manifold de Hilbert, et S^1 est un cercle unitaire. La longueur de la géodésique est la distance entre deux formes, représentée par Srivastava et al. (2011) :

$$d_c(q_0, q_1) = \inf_{\{\alpha: [0,1] \rightarrow C | \alpha(0)=q_0, \alpha(1)=q_1\}} L[\alpha] \quad \text{Eq. 27}$$

où q_0, q_1 sont deux formes et $\alpha: [0,1] \rightarrow C$ est un chemin paramétré d'un manifold riemannien et α est la longueur minimisant la géodésique si $L[\alpha]$ atteint le minimum. Les géodésiques entre deux formes sont illustrées sur la Figure 82 .

Caractéristique de l'histogramme des distances centroïde-contour (Centroïde to Contour Distance Histogram CCDH)

Le centroïde est une autre caractéristique importante de la description d'une forme. Pour cela, on définit la caractéristique de l'histogramme des distances du centroïde au contour (CCDH). A partir de l'histogramme, on extrait le nombre de pics. Le CCDH d'une forme est comparé par rapport aux CCDH des formes de notre dictionnaire « ScarBook » qui représentent des cicatrices discriminantes des espèces à étudier. La distance entre deux histogrammes est calculée à l'aide de la divergence de Kullback-Leibler (Rubner et al., 2000). Avant de calculer le CCDH, le contour d'une forme est lissé pour supprimer les petites variations dans le contour. Un petit bruit local peut perturber le CCDH. 10 itérations de lissage gaussien avec une fenêtre de taille 7×7 (pixels), nous apparaissent suffisantes pour supprimer le bruit et garder la forme principale.

Carte des angles (Angle Sequence Map ASP)

Cette caractéristique est inspirée de la carte de Gauss qui est une application sur une surface de \mathbb{R}^3 , à valeurs dans la sphère unité S^2 (Figure 83). L'application de Gauss définit une correspondance entre chaque point d'une courbe ou d'une surface et un point du cercle ou de la sphère unité. L'ASP mappe une forme 2D ou un contour dans un espace euclidien \mathbb{R}^2 , sur un cercle unitaire S^2 . On définit un histogramme du nombre d'occurrences des angles appartenant à une section du cercle unitaire S^2 . Pour cela, on calcule les angles entre chaque paire de points voisins sur le contour et on mappe ces angles sur le cercle qui est divisé en N différentes sections et qui vont correspondre à N bins de l'histogramme. Il est conseillé de lisser la forme avant de calculer l'ASP, comme pour le CCDH, pour supprimer toute petite variation dans le contour. 10 itérations de lissage gaussien avec une fenêtre de taille 7×7 pixels, comme pour la méthode des histogrammes CCDH, sont effectuées. La distance entre l'histogramme de l'ASP d'une forme donnée et les histogrammes des ASP des formes de référence dans le ScarBook est calculée comme caractéristique à l'aide de la divergence de Kullback-Leibler (Rubner et al., 2000).

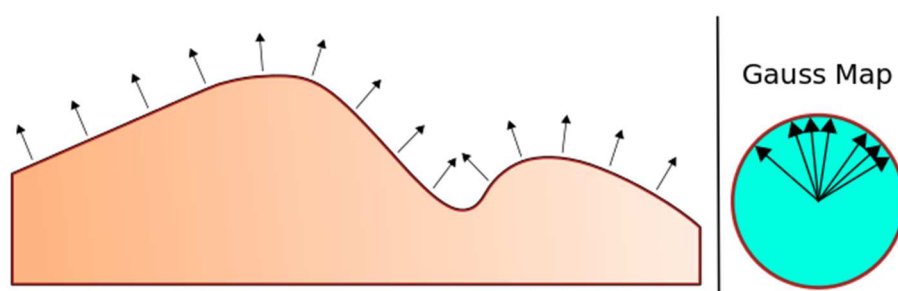


Figure 83 : Une surface et son Gauss Map (extrait de wikipedia)

7.4 Résultats de classification

Dans cette section, nous avons évalué les performances de la reconnaissance des espèces d'arbres à partir des données T-LiDAR à l'aide d'une approche basée sur la segmentation des nuages de points 3D, « Burst Wind Segmentation », en faisant référence au dictionnaire que nous avons construit (ScarBook). Une description du diagramme de l'approche est présentée dans la section 7.3. Rappelons que la méthode « Burst Wind Segmentation » vise à extraire les régions saillantes dans un

nuage de points ; dans notre cas, les cicatrices discriminantes de chaque espèce. Le nombre de régions segmentées avec cette approche est beaucoup moins important que le nombre de régions résultant des différentes approches de segmentation des images de profondeur. Nous avons testé des caractéristiques plus avancées que les caractéristiques géométriques et d'intensité comme nous avons procédé dans le cas des images de profondeur. L'ensemble des caractéristiques à extraire de chaque région de points 3D segmentée est présenté dans la section 7.3.2 et détaillé dans l'annexe A.7.1. Cela correspond à 126 caractéristiques au total.

Le dictionnaire, "ScarBook", employé présente 40 cicatrices des quatre espèces (charme, chêne, épicéa et pin). Il ne contient pas de cicatrices pour le hêtre et le merisier. Nous écartons le hêtre parce qu'il s'agit d'une espèce lisse qui ne présente pas de cicatrices discriminantes. Le merisier, quant à lui, présente des lanières qui ressemblent à celles du chêne, à la différence qu'elles sont horizontales, le chêne ayant des lanières verticales. La caractéristique de l'orientation devrait être capable de discriminer entre les deux mais pour alléger les calculs, notre dictionnaire ne contient pas de cicatrices du merisier.

Nous avons procédé comme avec les approches de segmentation des images de profondeur : tester notre approche sur des bases d'images de troncs d'arbres de DBH de respectivement 20, 30 et 45 cm. Il faut tout d'abord sélectionner les caractéristiques importantes. Une classification de toutes les cicatrices de tous les patches est appliquée. Un vote majoritaire des espèces attribuées aux cicatrices déterminera l'espèce de chaque patch. Nous avons donc procédé différemment par rapport aux autres approches présentées précédemment dont le principe est d'extraire des valeurs statistiques (moyenne, médiane et déviation standard) des caractéristiques de toutes les régions segmentées. Les deux raisons pour lesquelles nous avons choisi d'utiliser un vote majoritaire des espèces avec des cicatrices pour déterminer l'espèce du patch sont les suivantes : la première est la réussite de cette approche dans l'extraction des régions saillantes qui représentent les cicatrices discriminantes de chaque espèce. La seconde est la comparaison de chaque cicatrice par rapport à un dictionnaire de cicatrices. Avec les autres approches de segmentation, l'extraction des cicatrices est moins efficace et c'est plutôt le résultat de la segmentation qui permet de différencier une espèce d'une autre et une bonne classification des patches.

7.4.1 DBH de 20 cm

Une validation croisée avec les 13 caractéristiques significatives sélectionnées (voir annexe A.7.2) extraites à partir de chaque cicatrice permet d'affecter chacune d'entre elles à une classe (Tableau 20).

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	241	0	0	1	0	0
Chêne	0	524	0	0	0	0
Epicéa	0	0	208	0	0	0
Hêtre	1	0	5	118	1	2
Merisier	1	0	1	0	174	1
Pin	0	0	0	0	0	371

Tableau 20 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des cicatrices extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 20 cm

13 cicatrices sont mal classées : une venant du charme, neuf du hêtre et trois du merisier. Le hêtre est l'espèce la plus confondue parmi les six espèces à tester. Cela peut s'expliquer par le fait que, dans le cas de cette espèce, du bruit peut être segmenté comme une région, alors que, dans le cas idéal, il n'y a pas d'extraction de cicatrice à partir des patchs du hêtre. Il y a un seul patch de l'espèce hêtre qui a plus qu'une cicatrice mal classée. Le merisier est confondu avec du charme ou du pin (les trois espèces présentent des lanières) ou bien avec l'épicéa (les deux espèces sont peu rugueuses). Le vote majoritaire s'est trompé dans l'annotation finale des 4 patchs pour donner un taux de bonne classification de 98,52% (Tableau 21). Les images des patchs mal classées et leur segmentation avec la méthode "Burst Wind Segmentation" sont illustrées dans l'annexe A.7.2. Trois raisons sont possibles pour cette mauvaise classification :

- Un mauvais clustering pour le patch du charme.
- Un peu de bruit sur le hêtre.
- Les lanières du merisier ne sont pas bien dessinées.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	44	0	0	1	0	0
Chêne	0	48	0	0	0	0
Epicéa	0	0	47	0	0	0
Hêtre	0	0	1	41	0	0
Merisier	0	0	1	0	42	1
Pin	0	0	0	0	0	45

Tableau 21 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des patchs extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 20 cm

7.4.2 DBH de 30 cm

Avec la base de patchs de diamètres moyens possédant des cicatrices, 23 caractéristiques significatrices sont sélectionnées (voir annexe A.7.3). 26 cicatrices sont mal classées (Tableau 22) dont 24 venant du hêtre et confondues avec celles de l'épicéa ou du merisier. Le vote majoritaire pour déterminer les classes des patchs donne un taux de bonne classification de 99,55%. Deux patchs du hêtre sont

confondus avec du merisier : un présente des défauts à cause des accidents naturels que l'arbre a subis et l'autre présente du bruit (voir annexe A.7.3).

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	568	0	0	0	0	0
Chêne	0	849	0	0	0	0
Epicéa	0	0	318	0	2	0
Hêtre	0	0	10	101	14	0
Merisier	0	0	0	0	537	0
Pin	0	0	0	0	0	779

Tableau 22 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des cicatrices extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 30 cm

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	74	0	0	0	0	0
Chêne	0	73	0	0	0	0
Epicéa	0	0	78	0	0	0
Hêtre	0	0	0	73	2	0
Merisier	0	0	0	0	76	0
Pin	0	0	0	0	0	75

Tableau 23 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des patchs extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 30 cm

7.4.3 DBH de 45 cm

Ici, 17 caractéristiques importantes sont sélectionnées (voir annexe A.7.4) et utilisées dans la validation croisée. 22 cicatrices sont mal classées dont 15 venant de 5 patchs différents du hêtre. Le vote majoritaire donne un taux de bonne classification de 99,59% (Tableau 25). Un seul patch de l'espèce hêtre a été mal classé: il présente une microrugosité qui a été perçue comme un ensemble de régions lors de la segmentation.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	675	0	0	0	0	2
Chêne	0	964	0	0	0	0
Epicéa	0	0	383	1	2	0
Hêtre	0	0	2	246	12	1
Merisier	0	0	0	0	430	0
Pin	2	0	0	0	0	905

Tableau 24 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des cicatrices extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 45 cm

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	41	0	0	0	0	0
Chêne	0	41	0	0	0	0
Epicéa	0	0	43	0	0	0
Hêtre	0	0	0	40	1	0
Merisier	0	0	0	0	41	0
Pin	0	0	0	0	0	40

Tableau 25 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des patchs extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 45 cm

7.4.4 Tous les DBH

Nous avons testé notre approche sur la base totale qui contient tous les patchs des trois DBH. 8 cicatrices ont été mal classées lors de la validation croisée avec les 19 caractéristiques importantes sélectionnées (voir annexe A.7.5) : 3 venant du charme et 5 du hêtre. Chaque cicatrice vient d'un patch différent et principalement des arbres jeunes (DBH de 20 cm) ou des vieux arbres (DBH de 45 cm). Le vote majoritaire a donné un taux de classification finale des patchs de 99,69% (Tableau 27). Les cicatrices mal classées du charme vont remporter le vote pour les classes finales des patchs pour donner finalement 3 patchs mal classés: un confondu avec du hêtre et 2 avec du merisier. Par contre, les cinq cicatrices mal classées du hêtre ne vont pas remporter de vote majoritaire pour la classe finale du patch. Les 3 patchs du charme mal classés présentent différents problèmes :

- Un problème de clustering pour le premier patch qui a été mal classé précédemment lors la classification des patchs de DBH égal à 20 cm.
- Le patch du charme vient d'un arbre jeune dont les cannelures n'apparaissent pas bien.
- Le patch du charme vient d'un vieil arbre qui présente une microrugosité qui a été segmentée comme des lanières ressemblant à celles horizontales du merisier.

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	1484	0	0	1	2	0
Chêne	0	2337	0	0	0	0
Epicéa	0	0	914	0	0	0
Hêtre	1	0	0	508	4	0
Merisier	0	0	0	0	1144	0
Pin	0	0	0	0	0	2057

Tableau 26 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des cicatrices extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 20, 30 et 45 cm

	Charme	Chêne	Epicéa	Hêtre	Merisier	Pin
Charme	157	0	0	1	2	0
Chêne	0	162	0	0	0	0
Epicéa	0	0	168	0	0	0
Hêtre	0	0	0	158	0	0
Merisier	0	0	0	0	161	0
Pin	0	0	0	0	0	160

Tableau 27 : Table de confusion de la validation croisée à partir des caractéristiques des patchs extraites à l'aide de la Burst Wind Segmentation avec des patchs ayant un DBH de 20, 30 et 45 cm

7.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche d'identification des espèces d'arbres à partir des données T-LiDAR. Cette approche est fondée sur les textures géométriques 3D des troncs d'arbres. Les nuages de points 3D des troncs d'arbres sont segmentés à l'aide d'une nouvelle approche morphologique de segmentation que nous avons appelée « Burst Wind Segmentation », capable d'extraire les cicatrices typiques de chaque espèce. Les régions segmentées sont comparées à un dictionnaire de cicatrices ou « ScarBook » par rapport à un ensemble de caractéristiques avancées de forme, de saillance, de rugosité et de courbure. Cette approche semble plus stable, et présente les avantages qualitatifs suivants :

- Elle réussit, dans la majorité des cas, à extraire les cicatrices discriminantes des espèces. Les cicatrices extraites apparaissent plus caractéristiques que celles obtenues avec les autres méthodes de segmentation que nous avons testées.
- L'emploi d'un dictionnaire de cicatrices donne plus de confiance à cette approche si on veut reconnaître d'autres espèces.
- Les caractéristiques avancées proposées couvrent des détails assez fins qui doivent être capables de discriminer entre des essences qui se ressemblent. Cela est pertinent car les cicatrices extraites sont bien caractéristiques.
- L'approche par vote majoritaire prend en compte la variabilité des cicatrices.

Conclusion et perspectives

L'objectif de la thèse était d'étudier la possibilité d'identifier automatiquement l'espèce d'un arbre à partir de données 3D issues de scans laser terrestres dans un contexte d'inventaire forestier. Après avoir fait le tour d'horizon des méthodes traditionnelles de reconnaissance d'espèces d'arbres utilisées par les forestiers et étudié les possibilités qu'offrent les données 3D, nous avons choisi de nous concentrer sur la reconnaissance de l'espèce d'arbre à partir d'une analyse de la texture géométrique 3D de l'écorce de l'arbre. La démarche que nous avons adoptée est d'extraire des caractéristiques pertinentes à partir de la texture géométrique 3D de l'écorce et d'utiliser ces caractéristiques dans une approche de classification supervisée pour déterminer l'espèce d'un arbre. Nous avons étudié deux types d'approches.

Un premier type d'approche fondée sur l'analyse des images de profondeur générées à partir des nuages de points de segments de troncs des arbres. Deux types de traitements ont été appliqués à ces images de profondeurs : une analyse multi-résolution et deux méthodes de segmentation. A l'issue des traitements, des caractéristiques ont été calculées et utilisées pour la classification.

Le deuxième type d'approche, quant à lui, est fondé sur une analyse des nuages de points 3D aplatis de segments de troncs des arbres représentant les reliefs 3D de l'écorce. Une segmentation 3D à l'aide de l'algorithme « Burst Wind Segmentation » que nous avons développé a été appliquée aux nuages de points 3D aplatis et des caractéristiques ont été calculées et utilisées pour la classification.

Dans le deuxième type d'approche, nous nous sommes affranchis de l'étape de transformation du nuage de points 3D aplati du segment de tronc d'arbre en une image de profondeur afin de pallier le problème de déformations et de bruits liés à la transformation.

Résumé et comparaison des différentes approches étudiées

Les résultats des différentes approches développées et étudiées dans cette thèse sont synthétisés et présentés dans le Tableau 28. L'approche d'analyse multi-résolution donne les moins bons résultats. Les approches de segmentation fondée seuillage et traitements morphologiques présentent une variance plus importante entre les résultats sur les différents DBH. L'approche la plus stable avec une variance la plus faible est celle basée sur la « Burst Wind Segmentation ».

Bien que toutes les approches aient donné, quantitativement, de bons résultats, c'est celle fondée sur la « Burst Wind Segmentation » qui, qualitativement, est la meilleure. En effet, d'une part, elle était la seule à parvenir à extraire correctement et uniquement les cicatrices discriminantes de l'espèce et, d'autre part, les cicatrices segmentées ont été comparées à un dictionnaire de cicatrices caractéristiques des espèces à reconnaître, nommé « ScarBook », par rapport à une grande variété de caractéristiques de forme, de saillance, de courbure et de rugosité. La comparaison permet d'attribuer une espèce à la cicatrice analysée. L'espèce attribuée est celle associée à la cicatrice du dictionnaire la plus ressemblante à la cicatrice analysée par rapport aux caractéristiques comparées. A la fin de la comparaison de toutes les cicatrices, un vote majoritaire est effectué pour déterminer l'espèce majoritairement attribuée à toutes les cicatrices. La qualité de la segmentation « Burst Wind Segmentation » qui permet d'extraire correctement les cicatrices les plus discriminantes et la qualité du dictionnaire de cicatrices qui ne contient que des

cicatrices très caractéristiques des espèces à reconnaître nous permet d'accorder une grande confiance à la méthode.

Approche	DBH (cm)	Taux de bonne classification	Les espèces les moins bien classées
Approche par analyse multi-résolution	20	96,3%	Pin
	30	97,11%	Chêne - Charme
	45	93,52%	Charme - Pin
	20 - 30 - 45	96,90%	Pin
Approche segmentation basée seuillage	20	97,04%	Merisier
	30	99,55%	-
	45	95,54%	Epicéa
	20 - 30 - 45	100%	-
Approche segmentation morphologique par	20	100%	-
	30	98,22%	Charme - Chêne - Pin
	45	97,57%	Chêne
	20 - 30 - 45	100%	-
Approche « Burst wind Segmentation »	20	98,52%	Merisier
	30	99,55%	Hêtre
	45	99,59%	Hêtre
	20 - 30 - 45	99,69%	Charme

Tableau 28 : Synthèse des résultats des différentes approches

Limitation et problèmes ouverts

La reconnaissance des espèces d'arbres à partir des données T-LiDAR est un problème complexe qui a été peu exploré dans la littérature. La difficulté du problème vient principalement de la complexité des données à traiter, ce qui nous a conduit à faire plusieurs choix :

Standardiser la taille des patches

Les patches correspondent à des segments de troncs d'arbres de 30 cm de longueur. L'ensemble des patches testés montre que nous arrivons à avoir, au minimum, une ou deux cicatrices discriminantes de l'espèce alors qu'avec des patches plus petits, il ne peut pas y avoir de garantie d'obtenir des cicatrices discriminantes. Nous avons donc choisi de standardiser la taille des patches à une longueur de 30 cm, au minimum.

Choisir des patches sans problème d'occlusion

L'occlusion est un problème très courant pour les scans 3D à cause du chevauchement des objets. Les campagnes d'acquisition des scans ont donc été optimisées pour ne scanner que des arbres qui n'étaient pas occultés par des congénères afin d'éviter les problèmes d'occlusion.

Une approche multi-scan pourrait limiter fortement les occlusions mais cela reste très coûteux en termes de temps d'acquisition. C'est la raison pour laquelle nous avons choisi de travailler en mono-scan en supprimant les problèmes d'occlusion au moment de l'acquisition.

Standardiser la distance au scanner

La distance au scanner impacte sur la résolution des nuages de points en fonction du temps d'acquisition. Avec moins de points, la description de la texture géométrique sera moins précise parce qu'il y aura moins de détails, ce qui va rendre la différenciation des textures plus complexe. Pour cette thèse, nous avons choisi de standardiser la distance au scanner à six mètres afin d'obtenir une résolution suffisante dans des temps d'acquisition raisonnables; mais nous ne pouvons pas garantir la performance de nos approches algorithmiques en cas de variation de ces paramètres.

Il est probable qu'en basse résolution ou pour une distance au scanner relativement grande, la différenciation entre des textures proches qui présentent des similitudes soit impossible. Lors de prochains travaux, il serait intéressant de pouvoir tester la performance de nos algorithmes en variant la distance au scanner et la résolution.

Il est possible aussi que les technologies laser soient capables d'acquérir suffisamment d'information sur des longues distances dans des temps d'acquisition raisonnables.

Tester trois différents DBH

Le DBH (diamètre à 1,30 m de hauteur) est fonction de l'âge de l'arbre. Les résultats obtenus confirment la possibilité de reconnaître l'espèce dès le jeune âge de l'arbre jusqu'à ce qu'il commence à devenir vieux. Il faut noter aussi que les résultats les moins bons sont obtenus pour des arbres ayant un DBH de 45 cm, autrement dit des arbres âgés. En effet, l'arbre peut subir plusieurs accidents naturels durant sa vie, ce qui peut changer et altérer la texture de l'écorce.

Cela peut aussi expliquer les petits écarts dans les taux de classification mais cela ne remet pas en cause la reconnaissance. Le taux de bonne classification dépasse 93% avec toutes les approches proposées et avec les trois mesures de diamètres. Nous pouvons donc confirmer la possibilité de reconnaître l'espèce de l'arbre tout au long de sa vie tant que son écorce n'a pas subi de modifications importantes et sensibles.

Tester six différentes textures avec des cicatrices qui ne se ressemblent pas

Les six espèces testées dans cette thèse présentent des textures vraiment différentes. La question principale qui se pose est la suivante: si on rajoute une nouvelle essence, est ce que nos approches algorithmiques seront encore capables de discriminer les différentes essences ?

La reconnaissance sera certainement possible si la nouvelle essence présente une texture d'écorce différente des autres textures de la base actuelle. Avec toute la

variété des caractéristiques que nous proposons, nous pensons que nous serions capables de discriminer des textures qui se ressemblent mais que le plus efficace serait d'enrichir notre ScarBook avec des cicatrices de la nouvelle espèce. D'autres solutions peuvent être envisagées, selon la complication de la différentiation entre certains types d'écorces. Nous pouvons avoir recours à la réflectance ou l'information de couleur.

L'information de réflectance est porteuse d'information sur la texture des troncs d'arbres. Au cours de cette thèse, nous n'avons pas eu le temps d'explorer cette piste. Notons, également, qu'avec les nouveaux scanners laser 3D, comme le Faro Focus 3D, l'information de couleur est présente, ce qui permet de mieux décrire la texture. Nous avons eu l'occasion d'acquérir des scans couleur où nous arrivons à mieux reconnaître visuellement les essences. Une utilisation combinée de l'information géométrique et l'information de couleur et/ou l'information de réflectance devrait être utile dans certains cas, lorsque les textures ont des similitudes géométriques notamment.

Dans des cas plus complexes où les écorces se ressemblent beaucoup et où même un forestier peut se tromper ; par exemple, dans le cas du pin sylvestre et du pin maritime, nous proposons de rajouter d'autres critères de reconnaissance des espèces d'arbres comme l'architecture de l'arbre (forme du houppier, branches alternées ou opposées...), la densité du feuillage, etc.

Perspectives

Pour terminer nous présentons plusieurs perspectives à ces travaux de thèse que nous avons regroupées par grands thèmes :

Concernant l'information de profondeur et les images de profondeur

Il existe dans la littérature d'autres travaux de génération des images de profondeur à partir des nuages de points 3D (Vretos, et al., 2011) où l'intensité se calcule en fonction de la distance entre les points et un plan ajusté aux moindres carrés. Un mauvais ajustement affecte l'image de profondeur et, par la suite, les traitements appliqués sur l'image de profondeur.

Nos images de profondeur sont extraites en utilisant une surface de référence qui correspond à la version lissée de la donnée 3D d'origine. La surface de référence que nous proposons ne permet pas d'obtenir un niveau d'erreur inférieur par rapport à un ajustement de plan. La difficulté, sur nos images de profondeur, est que l'étape d'interpolation génère du bruit, ce qui pose la question de savoir comment ajouter de l'information tout en restant fidèle aux données d'origine. Les techniques d'inpainting sont moins performantes dans notre cas parce que, dans nos images de profondeur, une grande partie des données sont manquantes. Au cours de cette thèse, nous n'avons pas pu répondre à cette problématique qui reste ouverte et nécessite, probablement, plus de réflexion.

Concernant la nouvelle méthode de segmentation « Burst Wind Segmentation »

Dans le principe, la nouvelle approche de segmentation peut être utilisée dans la segmentation de tout maillage surfacique ou nuage de points 3D. Elle est mieux adaptée pour la segmentation des données 3D référant à des surfaces topologiques. La généralisation de cette approche et son adaptation à la segmentation de n'importe quelle donnée 3D est l'un des sujets qui pourrait inspirer de futurs travaux.

Plusieurs paramètres, qui influencent la performance de l'algorithme, sont choisis de façon empirique comme l'épaisseur des couches et le seuil pour les minima locaux. Des méthodes de détection des valeurs optimales de ces paramètres sont envisageables. La détection des minima locaux nécessite alors une étude plus approfondie pour garantir que l'algorithme soit capable de segmenter différents types d'objets surfaciques.

La dernière perspective envisageable serait de comparer notre approche avec les approches de segmentation par lignes de partage des eaux des données 3D qui existent dans la littérature.

Concernant l'extraction des caractéristiques visuelles de forme, de rugosité, de saillance et de courbure

Le sujet d'extraction de caractéristiques visuelles est un sujet vaste et souvent traité dans le domaine de la reconnaissance de formes. Ce sujet nous inspire énormément. Au cours de cette thèse, nous avons proposé une grande variété de caractéristiques qui se sont montrés très performantes pour la discrimination des différents types de cicatrices. D'autres caractéristiques pourraient être étudiées comme les points critiques du contour ou du squelette par exemple.

Les points critiques du squelette sont les points de jointure des branches du squelette. Les points critiques du contour sont les points où les courbures des points du contour changent brusquement et fortement. Un travail approfondi devra être fait sur les caractéristiques du lissage du contour pour donner des définitions plus claires et plus précises aux notions de rugosité, de saillance et de courbure.

Concernant l'application de la reconnaissance des espèces d'arbres à partir des données T-LiDAR

Dans la continuité des travaux menés dans cette thèse, quatre grandes perspectives peuvent être envisagées.

La première serait d'évaluer la performance de nos approches algorithmiques sur des patches extraits d'une placette acquise en multi-scan venant d'arbres d'âges différents et à distance variable du scanner. Cette perspective peut être une réponse possible aux limitations présentées précédemment et une évaluation des différents paramètres que nous avons choisi de standardiser au cours de cette thèse.

La deuxième perspective serait d'enrichir notre « ScarBook » avec d'autres cicatrices venant d'espèces différentes que les six espèces testées au cours de cette thèse afin de pouvoir tester plus d'espèces. Néanmoins, un grand nombre de cicatrices dans notre « ScarBook » peut aboutir à un alourdissement du temps de calcul. Il pourrait être intéressant, par exemple, de tester différentes espèces et de ne rajouter au « ScarBook » que des cicatrices venant d'espèces qui posent des problèmes pour aider à les reconnaître facilement.

La troisième perspective est d'intégrer notre code dans le logiciel « Computree » développé au sein de l'ONF où des algorithmes de segmentation et d'extraction des troncs d'arbres ont déjà été développés et programmés par d'autres membres de l'équipe. Ce que nous proposons est d'extraire un segment du tronc segmenté de 30 cm autour du DBH (déjà estimé dans des travaux précédents par d'autres membres de l'équipe). La reconnaissance des espèces d'arbres se faisant par le biais de ces segments. Il est possible d'extraire plusieurs segments de chaque arbre et d'attribuer l'espèce par un vote majoritaire mais nous ne recommandons pas cette approche

étant donné le temps de calcul qu'elle demande. Un seul segment autour du DBH peut être représentatif de l'espèce ; il est suffisamment éloigné des problèmes d'empâtement et du champ de scan du scanner ce qui garantit une bonne résolution.

La dernière perspective de ce travail serait de rajouter l'information de réflectance ou l'information de couleur pour compléter l'information géométrique des textures géométriques. Très récemment, Jakob Boman, dans son rapport de master (Boman, et al., June 2013) a étudié la classification des espèces d'arbres par photogrammétrie terrestre à partir des textures des écorces des arbres. La base est acquise à l'aide d'une caméra calibrée Rig qui offre des images couleurs et les coordonnées spatiales (x, y, z) correspondantes. Il n'y a pas d'étape de segmentation dans cette approche où l'extraction des patches ou segments se fait par la génération d'un nuage de points à l'aide des descripteurs SIFT. Pour chaque point du nuage, une sous-image ou zone d'intérêt de taille 128×128 est extraite, en plus de la donnée spatiale et des descripteurs SIFT correspondants. Trois expériences ont été mises en place : la première utilisant des images 2D seulement. Dans la deuxième expérience, les données 3D (x, y, z) sont ajoutées. Dans la troisième, les individus sont classés par le clustering des données de chaque arbre. L'addition de l'information spatiale améliore les résultats de classification pour l'approche basée sur les matrices de cooccurrence de 75,7% à 94,9%. Différentes approches d'extraction de caractéristiques sont testées : les matrices de cooccurrence, deux différentes décompositions en ondelettes et la transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle (SIFT). L'addition de l'information spatiale se fait simplement par l'ajout des coordonnées (x, y, z) aux vecteurs caractéristiques qui contiennent déjà les caractéristiques extraites à partir des images 2D. Trois espèces d'arbres sont testées : le pin sylvestre, l'épicéa et le sous-étage. De notre point de vue, il y a de nombreuses limitations dans cette approche :

- Un scan d'une seule parcelle est évalué.
- L'effet d'ombre et la luminosité ne sont pas évalués.
- Il y a deux espèces d'arbres qui sont vraiment évaluées : le pin et l'épicéa.
- Dans le cas où le descripteur SIFT est sur le contour du tronc, la sous-image correspondante peut avoir une partie en dehors de l'arbre.
- Une grande difficulté dans la séparation de l'épicéa et du sol.
- Ajouter toutes les coordonnées (x, y, z) de la sous-image au vecteur caractéristique donne des vecteurs très grands, ce qui représente un problème pour tous les classifieurs.

Pour essayer de remédier à ces limitations et dans le but d'améliorer notre approche de segmentation « Burst Wind Segmentation », nous proposons d'ajouter l'information de couleur ou celle de réflectance de la façon suivante :

- Extraire les cicatrices discriminantes de chaque espèce à l'aide de la « Burst Wind Segmentation ».
- Pour chaque cicatrice, extraire les caractéristiques de forme, de rugosité, de saillance et de courbure définies dans le Chapitre 5.
- Pour chaque cicatrice, calculer des mesures statistiques sur la couleur ou la réflectance comme la moyenne, la déviation standard, le maximum, le minimum, etc.

Pour conclure, nous confirmons qu'il est possible de reconnaître l'espèce d'un arbre à partir des données T-LiDAR dans la majorité des cas par une analyse de la texture géométrique 3D de l'écorce. La complexité des données 3D et la variabilité naturelle sont deux sources de problèmes qui peuvent être surmontées par un apprentissage de la variabilité à l'intérieur d'une espèce par le biais du « ScarBook », par la combinaison de plusieurs données comme l'information géométrique, l'information de couleur et celle de réflectance, ou par le biais d'autres critères de reconnaissance autres que la texture de l'écorce.

Annexes

Annexe 1. Logiciels industriels de traitement de nuages de points utilisables dans le contexte forestier

Table 3 Example of software used for point cloud reconstruction

	AutoStem (TreeMetrics Ltd.) ^a	PolyWorks (InnovMetric Inc.) ^b	FARO Scene (FARO) ^c	Leica Cyclone (Leica Geosystems) ^d
Software type	Point cloud processing software dedicated to forestry	Retro-engineering software suite	Point cloud processing software	Retro-engineering software suite
Applications in the literature	Forest inventory measurements, plot-level wood volume estimates, optimal cutting calculation	Scan merging, forest inventory measurements, plot-level wood volume estimates	Scan merging, DBH estimates	Tree meshing
Benefits	Fully automated measurements	Polyvalent platform, advanced geometrical fitting, advanced meshing	Automatic scan merging	Polyvalent platform, advanced geometrical fitting, advanced meshing
Limitations	Restricted to conifer forests, restricted to forestry purposes	Semi-automated measurements, not adapted for advanced ecological purposes	Laborious measurements, not adapted for forestry / ecology	Semi-automated measurements, not adapted for advanced ecological purposes

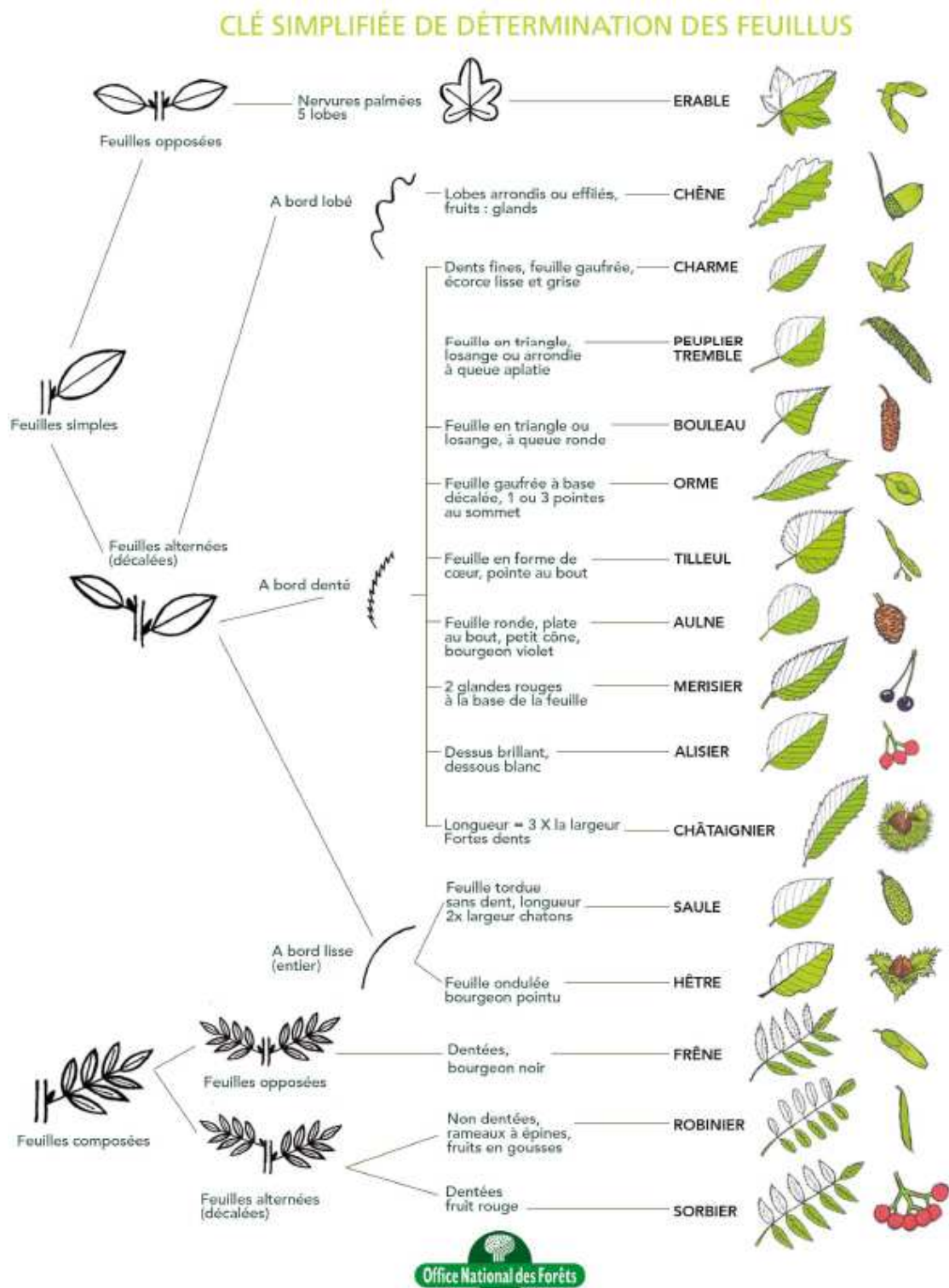
^a <http://www.treemetrics.com>

^b <http://www.innovmetric.com/polyworks>

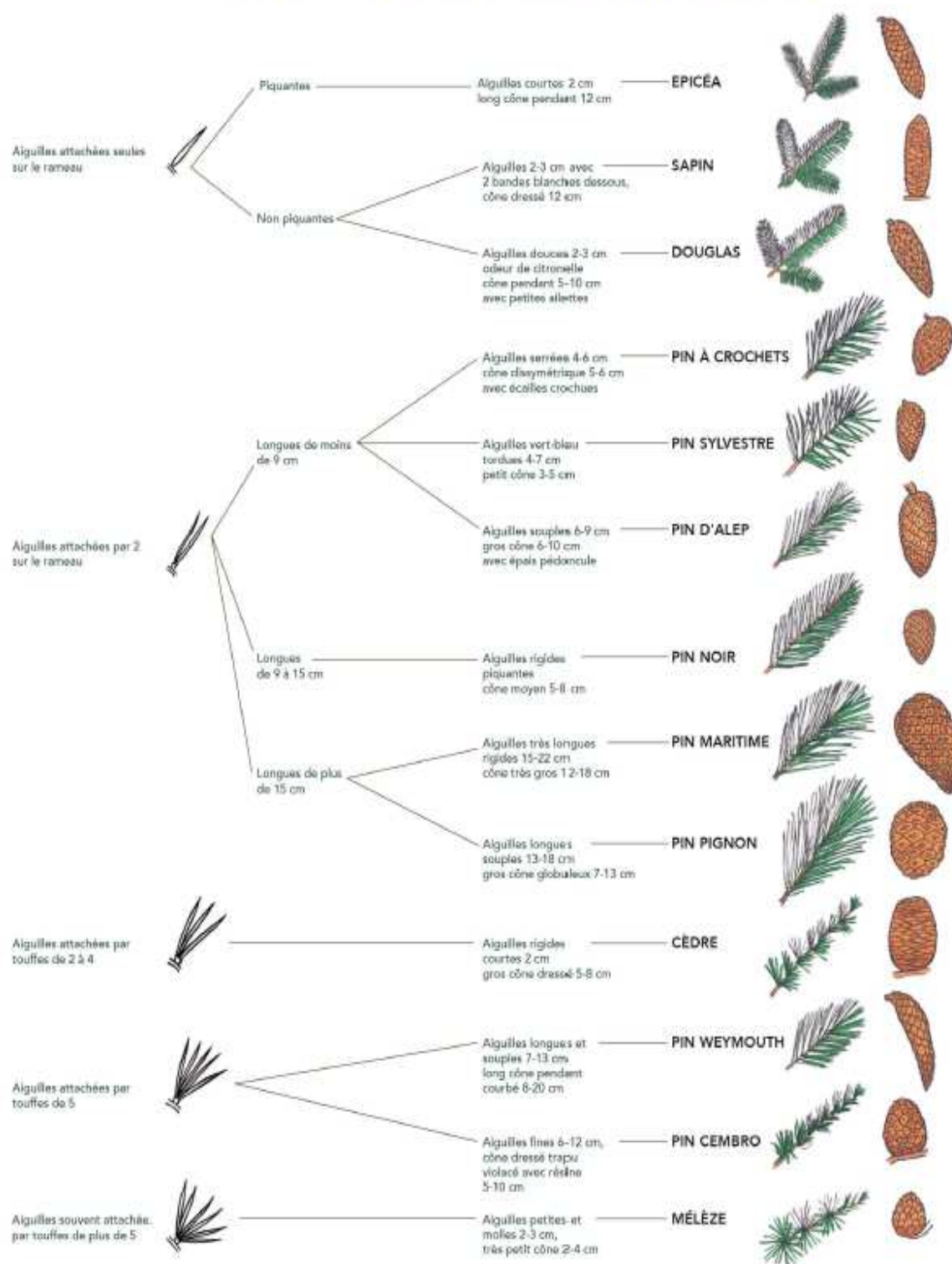
^c <http://www.faro.com>

^d http://www.leica-geosystems.com/en/HDS-Laser-Scanners-SW-HDS-Software_3490.htm

Annexe 2. Clés de détermination des feuillus et résineux à partir des feuilles (document de l'ONF)



CLÉ SIMPLIFIÉE DE DÉTERMINATION DES RESINEUX



Annexe 3. L'algorithme ICP

Etape 1 : Mise en correspondance

On cherche pour chaque point p_i du premier ensemble le point p'_i le plus proche du second ensemble.

Etape 2 : Estimation de la transformation

Minimisation de $\sum (p_i - (R p'_i + t))^2$

Utilisation des quaternions

Etape 3 : Application de la transformation

Calculer une transformation globale et non une série de petites transformations.

Etape 4 : Réitération jusqu'à atteindre une condition d'arrêt

Nombre fixe d'itérations

Erreur moyenne en dessous d'un seuil

...

Les variantes d'ICP diffèrent au niveau des points suivants :

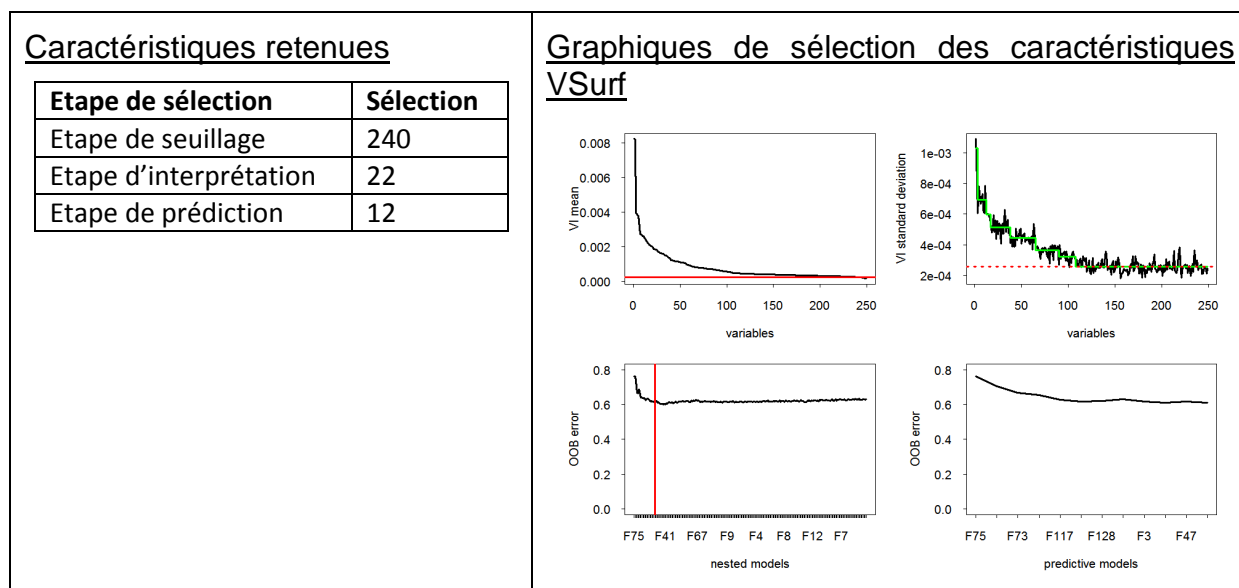
1. La sélection des points à mettre en correspondance.
2. La technique de mise en correspondance.
3. La transformation des points mis en correspondance.
4. Le rejet des mauvais appariements.
5. Le type de critère à minimiser et l'algorithme de minimisation utilisés pour l'estimation de la transformation.

Pour plus de détails sur les différentes variantes d'ICP, voir l'article de Daoudi et al. (2005).

Annexe 4. Approche d'analyse multi-résolution

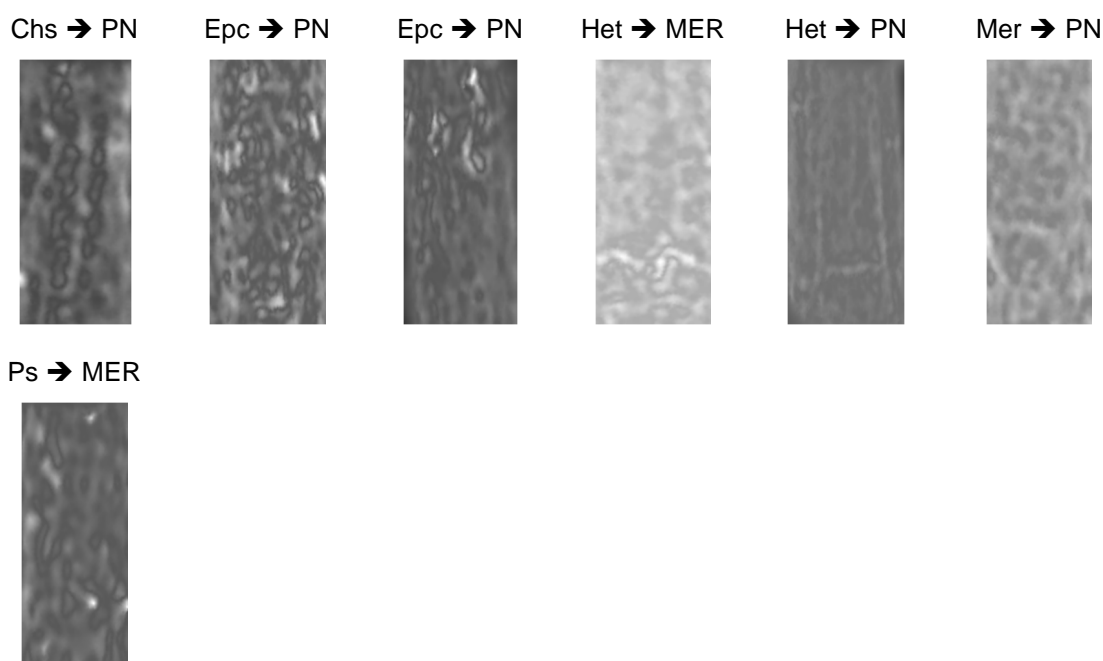
A.4.1 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 20 cm

Sélection des caractéristiques

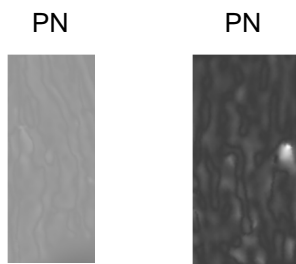


Patches mal classés présentés par problème de confusion

Confusion inexplicable

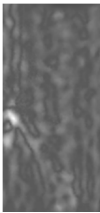


Défaut d'image



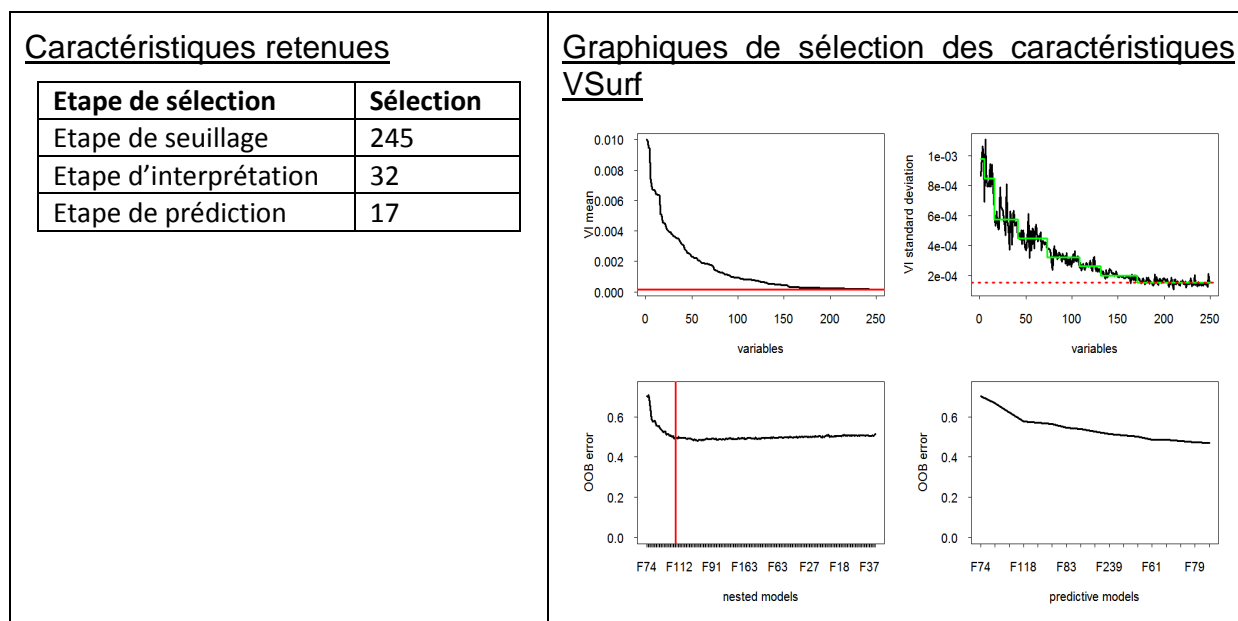
Ressemblance de l'espèce avec laquelle le patch a été confondu

CHA → Epc



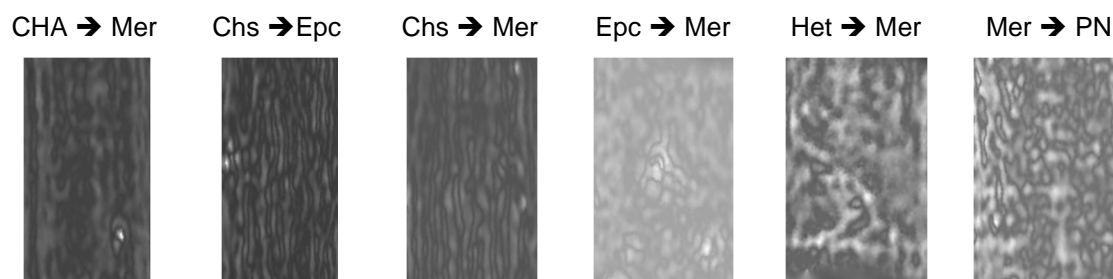
A.4.2 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 30 cm

Sélection des caractéristiques

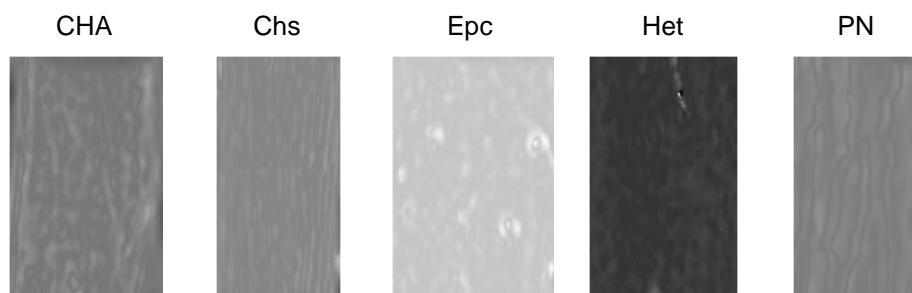


Patchs mal classés présentés par problème de confusion

Confusion inexpiquée

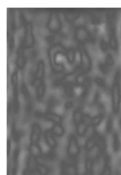


Défaut d'image

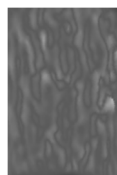


Ressemblance de l'espèce avec laquelle le patch a été confondu

CHA → Het



PN → Chs



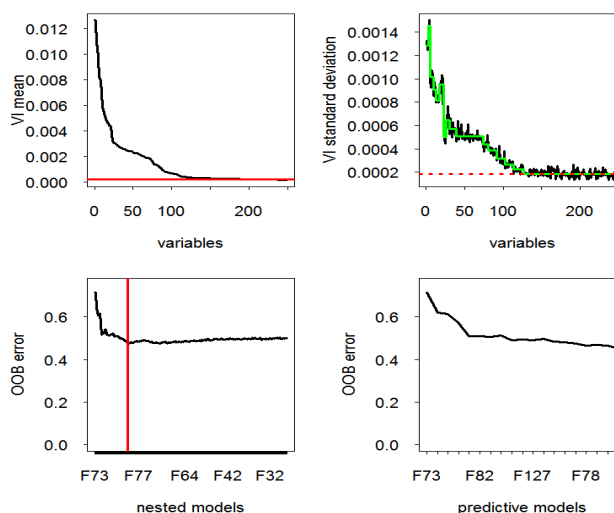
A.4.3 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 45 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	231
Etape d'interprétation	40
Etape de prédiction	19

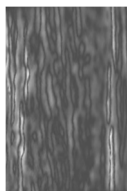
Graphiques de sélection des caractéristiques VSurf



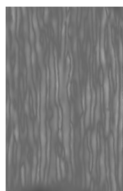
Patches mal classés présentés par problème de confusion

Confusion inexpiquée

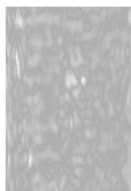
CHA → Mer



Chs → Mer

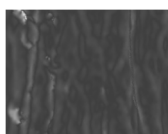


Mer → Chs

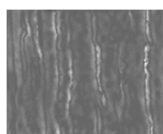


Défaut d'image

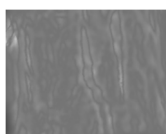
CHA



CHA



CHA



CHA



CHS



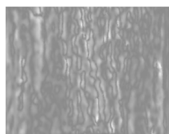
CHS



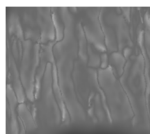
EPC



EPC



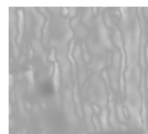
PN



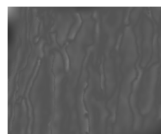
PN



PN

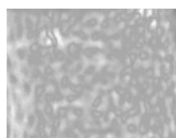


PN



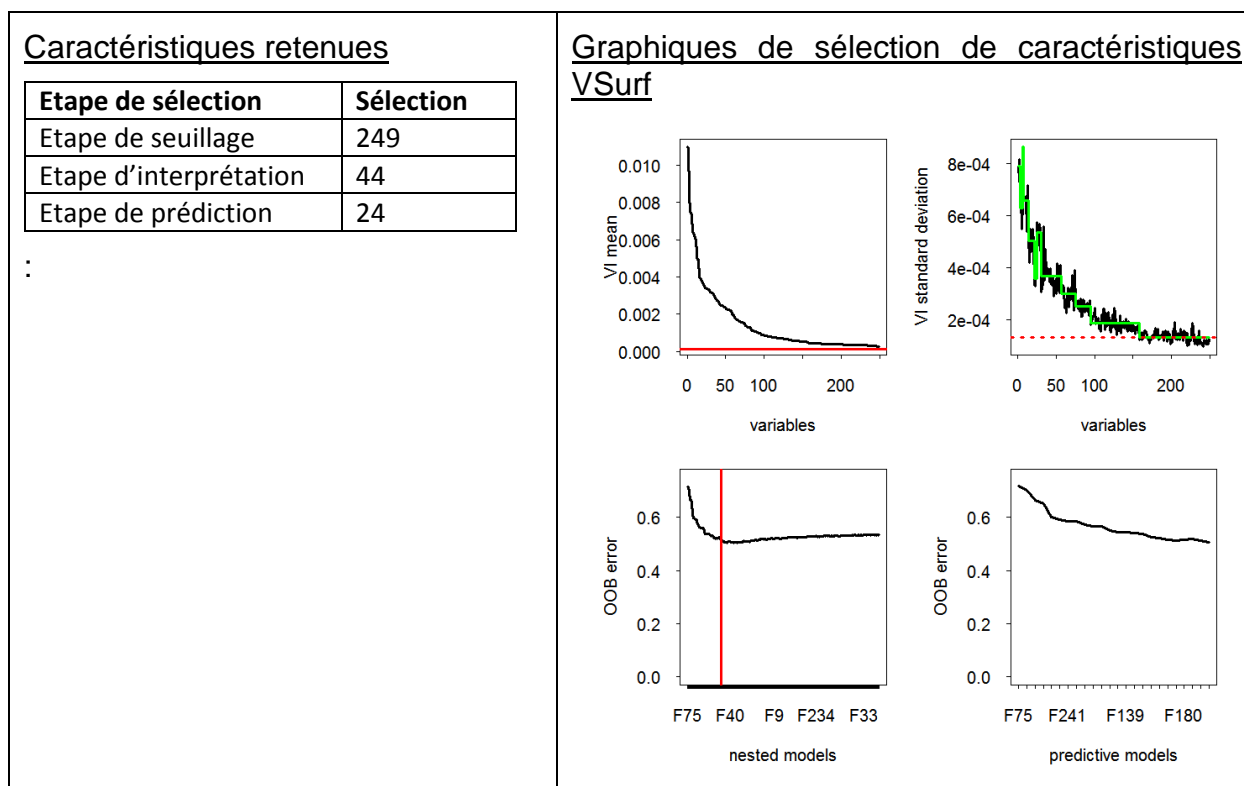
Ressemblance de l'espèce avec laquelle le patch a été confondu

Mer



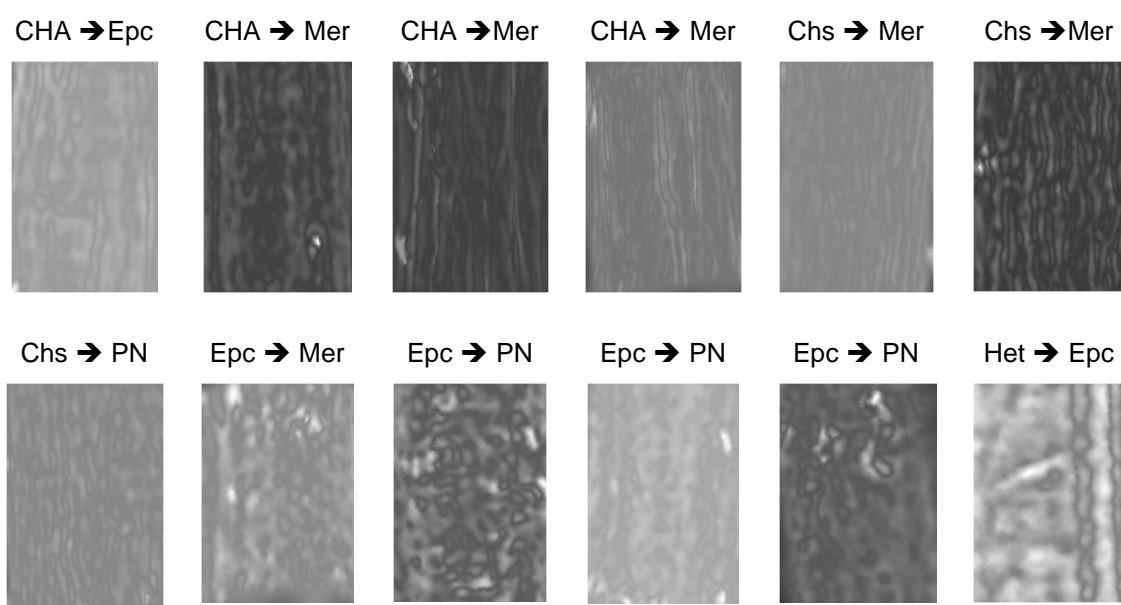
A.4.4 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 20, 30 et 45 cm

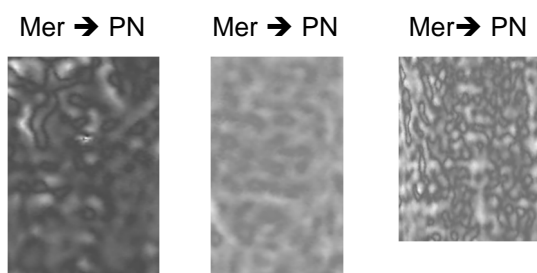
Sélection des caractéristiques



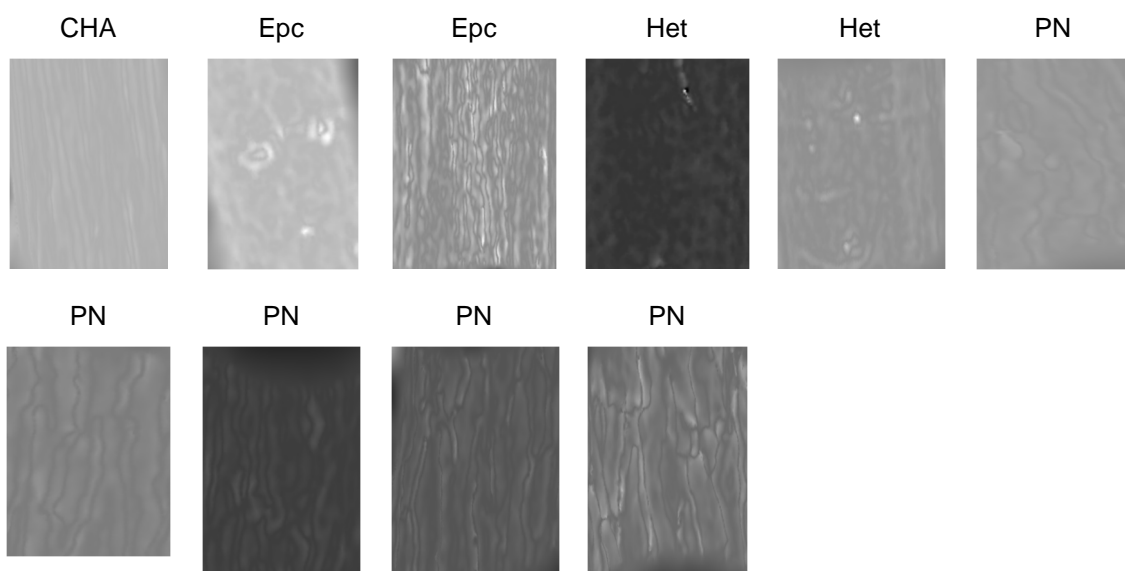
Patches mal classés présentés par problème de confusion

Confusion inexpliquée

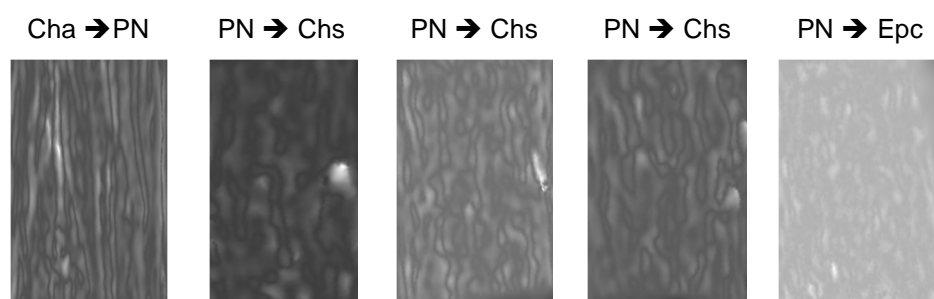




Défaut d'image



Ressemblance de l'espèce avec laquelle le patch a été confondu



Annexe 5. Approche fondée seuillage

A.5.1 Caractéristiques extraites à partir des images de profondeur segmentées

Pour certaines caractéristiques, nous utilisons trois identifiants : la moyenne, la déviation standard et la valeur médiane pour toutes les régions dans l'image.

Identifiant	Caractéristique	Interprétation de la caractéristique
F1	NumberJointPoints	Points de jointure
F2	NumberOfRegion	Nombre de régions
F3	RatioSize	Surface des régions/surface image
F4	Holes	Nombre de trous
F5 - F6 - F7	AspectRatio	Facteur d'aspect d'une région définie comme le rapport entre l'axe majeur et l'axe mineur.
F8 - F9 - F10	Circularity	La circularité des régions est définie comme
F11 - F12 - F13	Roundness	La rondeur d'une région définie par: $Roundness = \frac{4 * Area}{\pi * Major Axis Length^2}$
F14 - F15 - F16	AreaEquivD	La AreaEquivD de toutes les régions avec : $AreaEquivD = \sqrt{\frac{4}{\pi} * Area}$
F17 - F18 - F19	EllipEquivA	La EllipEquivA de toutes les régions avec : $EllipEquivA = \frac{\pi * Axe majeur * Axe mineur}{4}$
F20 -F21 -F22	Concavity	La concavité d'une région définie comme la différence entre la surface de l'enveloppe convexe de la région et sa surface.
F23 - F24 -F25	Convexity	La convexité d'une région est définie par le rapport entre la longueur de l'enveloppe convexe et le périmètre.
F26 - F27 - F28	Shape	$Shape = \frac{Perimeter^2}{Area}$
F29 - F30 - F31	RFactor	RFactor de toutes les régions avec RFactor est défini comme le rapport

Identifiant	Caractéristique	Interprétation de la caractéristique
		entre l'enveloppe convexe et l'axe majeur multiplié par pi.
F32 - F33 - F34	ModRatio	$ModRatio = \frac{2 * R}{MajorAxisLength}$
F35 - F36 - F37	Sphericity	Sphéricité d'une région définie comme le rapport entre le rayon du cercle inscrit et le rayon du cercle minimum.
F38 - F39 F40	ArBBox	ArBBox est défini par le produit de la longueur de l'axe majeur par la longueur de l'axe mineur.
F41 - F42 - F43	Rectang	$Rectang = \frac{Area}{ArBBox}$
F44 - F45 - F46	Compactness	$Compacité = \frac{Perimètre^2}{4 * \pi * Area}$
F47 - F48 - F49	I1	Les moments centrés réduits d'ordre 2.
F50 - F51 - F52	I2	Les moments centrés réduits d'ordre 3.
F53 - F54 - F55	I3	Les moments centrés réduits d'ordre 4.
F56 - F57 - F58	I4	Les moments centrés réduits d'ordre 5.
F59 - F60 - F61	I5	Les moments centrés réduits d'ordre 6.
F62 - F63 - F64	I6	Les moments centrés réduits d'ordre 7.
F65 - F66 - F67	I7	Les moments centrés réduits d'ordre 8.
F68 - F69 - F70	Eccentricities	C'est l'excentricité de l'ellipse ayant les mêmes moments d'ordre 2 comme la région. L'excentricité est le rapport de la distance entre les foyers de l'ellipse et la longueur de l'axe majeur.
F71 - F72 - F73	EquivDiameters	Le diamètre du cercle ayant la même surface que la région.
F74 - F75 - F76	MaxIntensities	Les intensités maximales de chaque région.
F77 - F78 - F79	MinIntensities	Les intensités minimales de chaque région.
F80 - F81 - F82	MeanIntensities	Les intensités moyennes de chaque région.
F83 - F84 - F85	Areas	Les surfaces des régions.
F86 - F87 - F88	Perimeters	Les périmètres des régions.
F89 - F90 - F91	RatioWhiteBlackRegions	Le rapport entre la surface initiale de la région et sa surface après bouchage des trous
F92 - F93 - F94	Orientations	L'orientation des régions.
F95 - F96 - F97	Extent	Extent présente le ratio entre la région et

Identifiant	Caractéristique	Interprétation de la caractéristique
		sa boîte englobante.
F98 - F99 - F100	ConvexArea	La surface de l'enveloppe convexe.
F101 - F102 - F103	MajorAxisLength	La longueur de l'axe majeur.
F104 - F105 - F106	MinorAxisLength	La longueur de l'axe mineur.
F107 - F108 - F109	Solidities	$Solidity = \frac{Area}{Convex\ Area}$
F110	Circular	Nombre de régions considérées comme circulaires. Une région est circulaire si son excentricité est inférieure à 0,9
F111	Lines	Nombre de régions qui ressemblent à des bandes ou lanières. Une région ressemble à une lanière si son excentricité est supérieure à 0,9

A partir du complément de l'image, nous avons extrait les mêmes caractéristiques à partir de toutes les régions.

Identifiants	Caractéristiques
F112 - F113 - F114	AspectRatio
F115 - F116 - F117	Circularity
F118 - F119 - F120	Roundness
F121 - F122 - F123	AreaEquivD
F124 - F125 - F126	EllipEquivA
F127 - F128 - F129	Concavity
F130 - F131 - F132	Convexity
F133 - F134 - F135	Shape
F136 - F137 - F138	RFactor
F139 - F140 - F141	ModRatio
F142 - F143 - F144	Sphericity
F145 - F146 - F147	ArBBox
F148 - F149 - F150	Rectangulrity
F151 - F152 - F153	Compactness
F154 - F155 - F156	I1
F157 - F158 - F159	I2
F160 - F161 - F162	I3
F163 - F164 - F165	I4
F166 - F167 - F168	I5
F169 - F170 - F171	I6
F172 - F173 - F174	I7

F175 - F176 - F177	Areas
F178 - F179 - F180	Perimeters
F181 - F182 - F183	Eccentricities
F184 - F185 - F186	Orientations
F187 - F188 - F189	Extent
F190 - F191 - F192	EqDiameters
F193 - F194 - F195	ConvexAreas
F196 - F197 - F198	MajorAxisLength
F199 - F200 - F201	MinorAxisLength
F202 - F203 - F204	Solidities
F205 - F206 - F207	MaxIntensities
F208 - F209 - F210	MinIntensities
F211 - F212 - F213	MeanIntensities

A.5.2 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 20 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

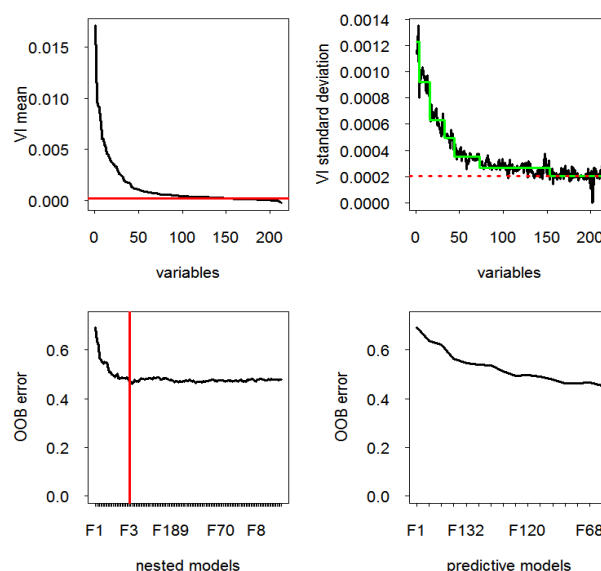
Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	149
Etape d'interprétation	28
Etape de prédiction	16

Les 16 caractéristiques importantes sélectionnées sont :

NumberJointPoints,
 AspectRatio_median_comp,
 Eccentricities_median,
 Convexity_mean_comp,
 Convexity_median_comp,
 Eccentricities_mean_comp,
 RFactor_median_comp,
 AspectRatio_mean_comp,
 Areas_mean_comp,
 Roundness_median_comp,
 Roundness_mean_comp,
 MinorAxisLength_median_comp,
 Lines,
 AreaEquivD_mean_comp,
 Eccentricities_mean, RatioSize.

Graphiques de sélection de caractéristiques

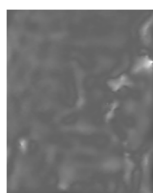
VSurf



Patches mal classés présentés par problème de confusion

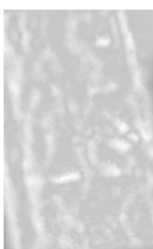
Défaut d'image

Mer



Ressemblance de l'espèce avec laquelle le patch a été confondu

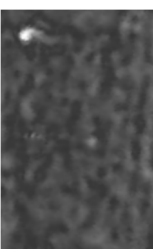
CHA → PN



CHA → Mer



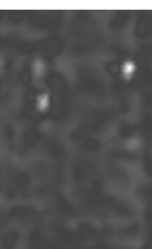
EPC → PN



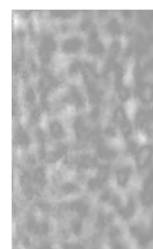
Het → Chs



Mer → PN

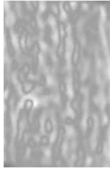


Mer → Chs



Cas atypique de l'espèce d'origine

Chs → Het



A.5.3 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 30 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	199
Etape d'interprétation	41
Etape de prédiction	26

Les 10 caractéristiques importantes sélectionnées ont déjà été sélectionnées pour DBH=20. Ce sont :

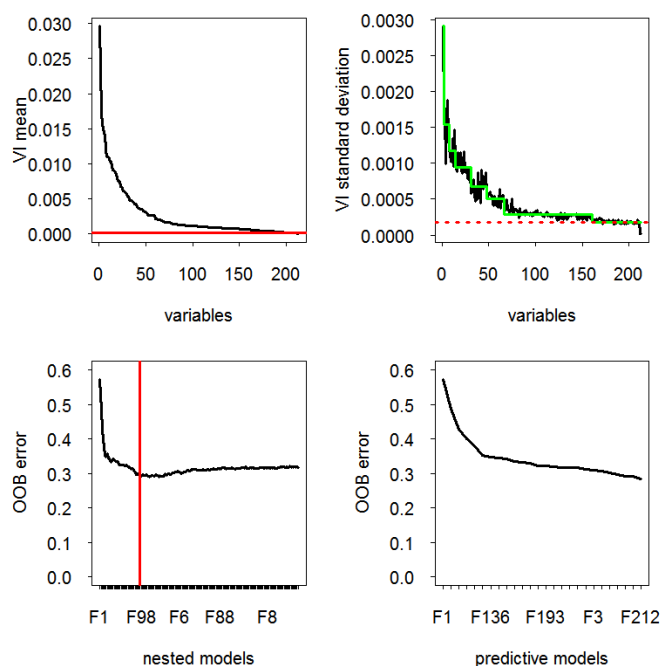
NumberJointPoints,
 AspectRatio_median_comp,
 eccentricities_median_comp,
 convexity_mean_comp,
 convexity_median_comp,
 RFactor_median_comp,
 Areas_mean_comp,
 AspectRatio_mean_comp,
 Lines,
 RatioSize.

Les 16 autres caractéristiques importantes sont :

Holes,
 MajorAxisLength_mean_comp,
 RFactor_mean_comp,
 MinorAxisLength_mean_comp,
 ConvexAreas_mean_comp,
 AreaEquivD_std_comp,
 EqDiameters_std_comp,
 EllipEquivA_mean_comp,
 l2_median_comp,
 Concavity_mean_comp,
 Convexity_std_comp,
 MinIntensities_std_comp,
 MaxIntensities_mean_comp,
 MeanIntensities_mean_comp,
 MeanIntensities_std_comp,
 MeanIntensities_median_comp

Graphiques de sélection de caractéristiques

VSurf

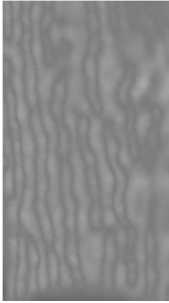


Patches mal classés

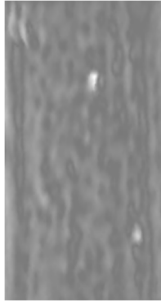
Confusion inexpiquée

Les échantillons qui posent problème et pour lesquels nous n'avons pas trouvé d'explications car il n'y a pas de ressemblance avec l'espèce avec laquelle ils ont été confondus.

Chs → PN



Epc → PN



A.5.4 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 45 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	197
Etape d'interprétation	95
Etape de prédiction	37

Les 16 caractéristiques sélectionnées ont déjà été sélectionnées pour les autres DBH :

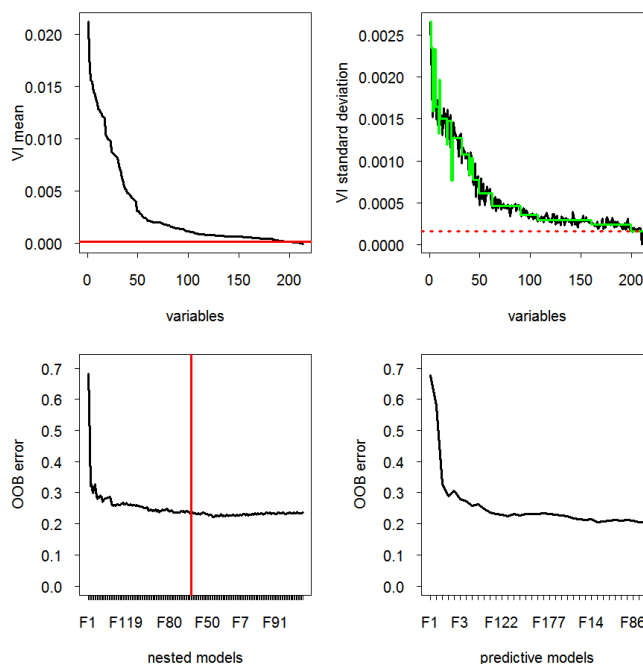
MajorAxisLength_mean_comp,
 NumberJoinPoints,
 AspectRatio_mean_comp,
 RatioSize, convexity_mean_comp,
 Lines,
 EqDiameters_std_comp,
 AreaEquivD_std_comp,
 Convexity_std_comp,
 Concavity_mean_comp,
 MinIntensities_std_comp,
 MeanIntensities_std_comp,
 MinIntensities_std_comp,
 MaxIntensities_mean_comp,
 Solidities_median,
 MeanIntensities_median_comp.

Le reste est :

Roundness_mean_comp,
 EqDiameters_mean_comp,
 MinorAxisLength_mean_comp,
 circularity_mean_comp,
 MajorAxisLength_std_comp,
 Areas_std_comp,
 Circularity_std_comp,
 ConvexAreas_std_comp,
 Concavity_std_comp,
 Areas_median_comp,
 Solidities_std_comp,
 Roundness_mean,
 EllipEquivA_median_comp,
 Extent_median,
 AreaEquivD_mean,
 Solidities_median,
 Rectangularity_std_comp,
 I5_median_comp,

Graphiques de sélection de caractéristiques

VSurf

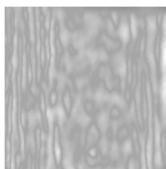


Concavity_mean, Rectang_mean, Perimeters_mean, MinIntensities_median_comp.	
--	--

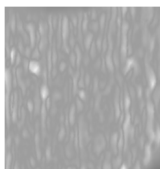
Patches mal classés présentés par problème de confusion

Confusion inexpliquée

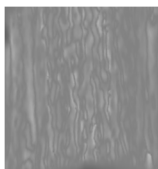
CHA → PN



Chs → Mer



Epc → PN



Défaut d'image

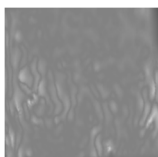
CHA



Chs

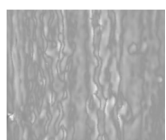


Mer

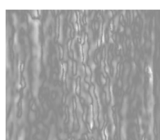


Ressemblance de l'espèce avec laquelle le patch a été confondu

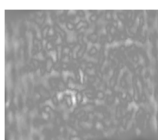
Epc → Chs



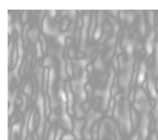
Epc → Chs



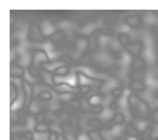
Het → Mer



PN → Chs



PN → Mer



A.5.5 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 20, 30 et 45 cm

Sélection des caractéristiques

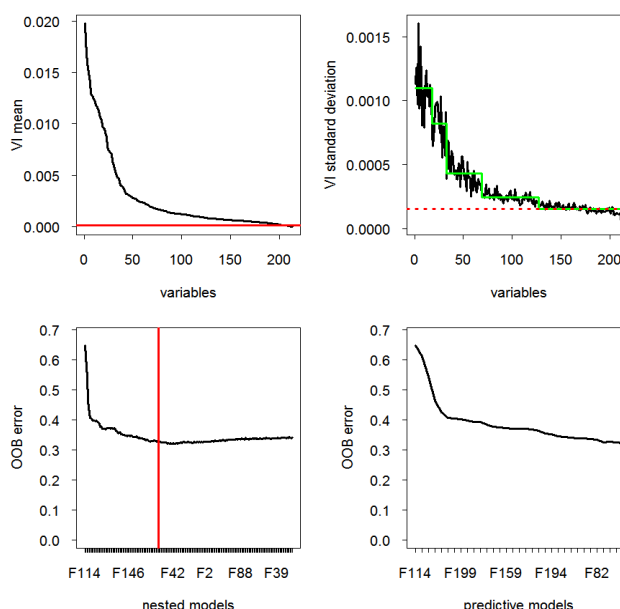
Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	202
Etape d'interprétation	72
Etape de prédiction	33

AspectRatio_median_comp,
 Eccentricies_median_comp,
 Convexity_mean_comp,
 MajorAxisLength_mean_comp,
 NumberJointPoints,
 Areas_mean_comp,
 AreaEquivD_mean_comp,
 MinorAxisLength_mean_comp,
 EqDiameters_mean_comp,
 RFactor_mean_comp,
 Roundness_mean_comp,
 AspectRatio_mean_comp,
 Convexity_median_comp,
 Areas_std_comp,
 l2_median_comp,
 ConvexAreas_mean_comp,
 Roundness_median_comp,
 Convexity_std_comp,
 Concavity_mean_comp,
 RatioSize,
 MinIntensities_std_comp,
 ConvexAreas_std_comp,
 Lines,
 MeanIntensities_median_comp,
 MaxIntensities_mean_comp,
 Compactness_mean,
 MeanIntensities_std_comp,
 Extent_mean,
 MeanIntensities_median,
 Rectangularity_mean_comp,
 AreaEquivD_median_comp,
 Rectang_mean,
 AspectRatio_std_comp.

Parmi les 33 caractéristiques sélectionnées, il n'y a que 6 caractéristiques qui n'ont pas été choisies dans les précédentes procédures de sélection de caractéristiques avec cette

Graphiques de sélection de caractéristiques VSurf



approche : Compactness_mean, Extent_mean, MeanIntensities_median, Rectangularity_mean_comp, AreaEquivD_median_comp, AspectRatio_std_comp.	
---	--

Patches mal classés

Il n'y a pas de patch mal classé.

Annexe 6. Approche de segmentation morphologique fondée sur les lignes de partage des eaux

A.6.1 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 20 cm

Sélection des caractéristiques

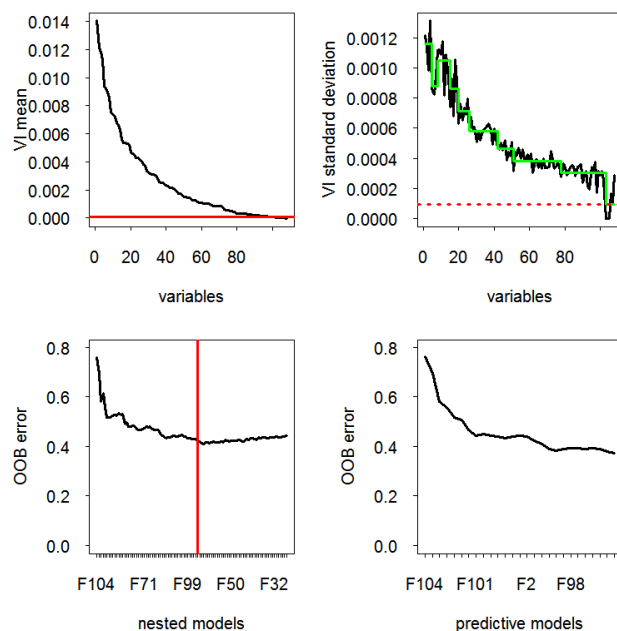
Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	97
Etape d'interprétation	52
Etape de prédiction	27

Les 27 caractéristiques importantes sont :

MinorAxisLength_mean,
 Shape_median,
 Orientations_mean,
 NumberJointPoints,
 MinIntensities_std,
 l7_median,
 Orientations_median,
 MajorAxisLength_mean,
 EquivDiameters_median,
 MinIntensities_mean,
 ConvexArea_median,
 AreaEquivD_mean,
 EquivDiameters_mean,
 Extent_std,
 NumberOfRegion,
 Rectang_std,
 MaxIntensities_median,
 MajorAxisLength_std,
 MeanIntensities_mean,
 ArBBox_mean,
 ConvexArea_mean,
 Shape_mean,
 l1_median,
 ConvexArea_std,
 Concavity_mean,
 Compactness_mean,
 Solidities_std.

Graphiques de sélection de caractéristiques VSurf



Patches mal classés

Il n'y a pas de patch mal classé.

A.6.2 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 30 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

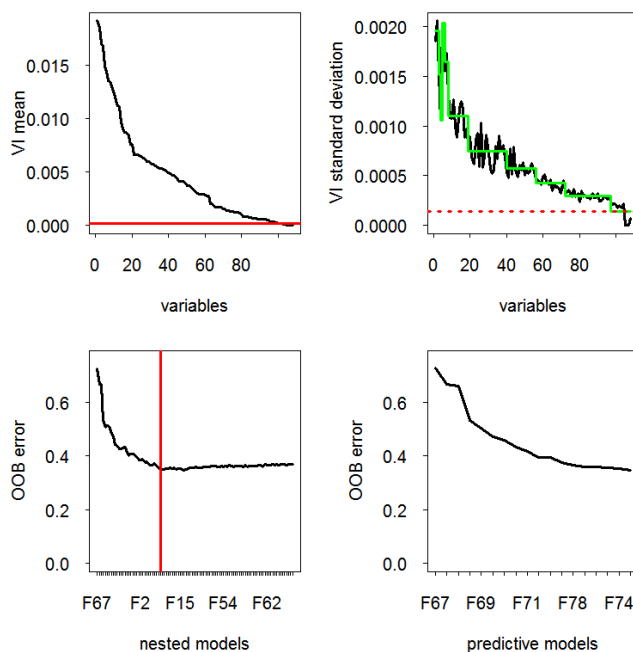
Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	100
Etape d'interprétation	33
Etape de prédiction	18

I7_median,
 Shape_median,
 Circularity_median,
 MinorAxisLength_mean,
 Eccentricities_std,
 Holes,
 Orientations_mean,
 ConvexArea_median,
 EquivDiameters_mean,
 AspectRatio_median,
 Areas_mean,
 MajorAxisLength_median,
 MinIntensities_std,
 ArBBox_std,
 MajorAxisLength_mean,
 AreaEquivD_median,
 MaxIntensities_mean,
 MinIntensities_mean.

Parmi les 18 caractéristiques importantes, 10 ont déjà été sélectionnées pour DBH=20, les 8 caractéristiques qui restent sont :

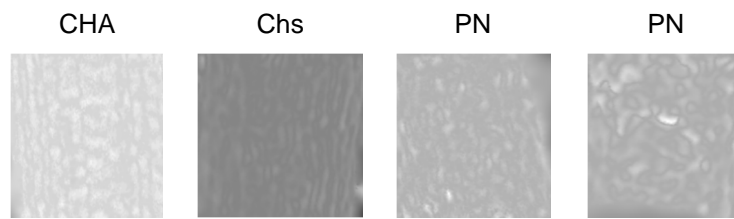
Circularity_median,
 Eccentricities_std,
 Holes,
 AspectRatio_median,
 Areas_mean,
 MajorAxisLength_mean,
 ArBBox_std,
 AreaEquivD_median.

Graphiques de sélection de caractéristiques VSurf

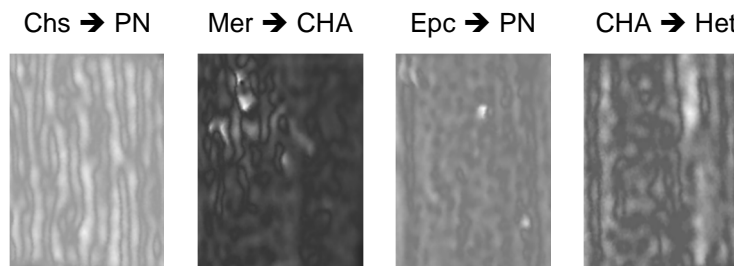


Patches mal classés présentés par problème de confusion

Défaut d'image



Confusion inexpliquée



A.6.3 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 45 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

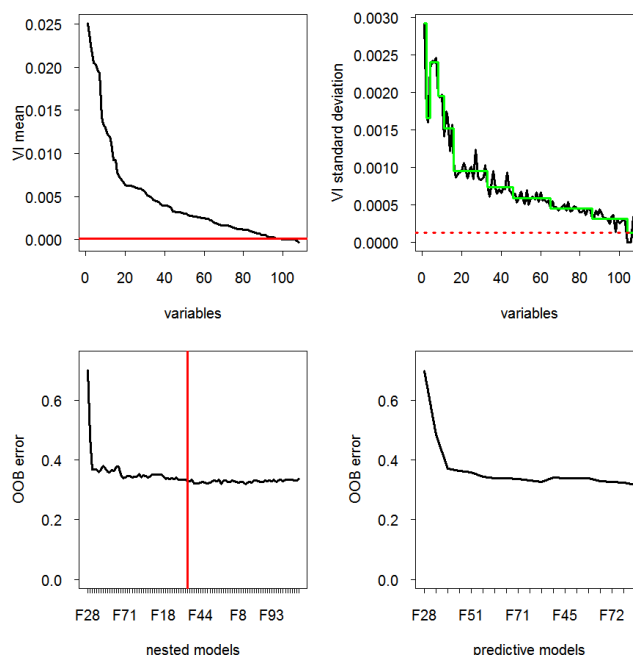
Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	96
Etape d'interprétation	46
Etape de prédiction	19

Shape_median,
Orientations_mean,
MinorAxisLength_mean,
circularity_median,
l2_std,
Roundness_std,
l1_std,
Convexity_mean,
EquivDiameters_mean,
ConvexArea_mean,
EllipEquivA_mean,
MinorAxisLength_std,
Compactness_std,
Roundness_mean,
Convexity_median,
ConvexArea_median,
EquivDiameters_std,
MaxIntensities_mean,
Concavity_std;

Parmi les 19 caractéristiques, 13 caractéristiques n'étaient pas sélectionnées auparavant. Ce sont :

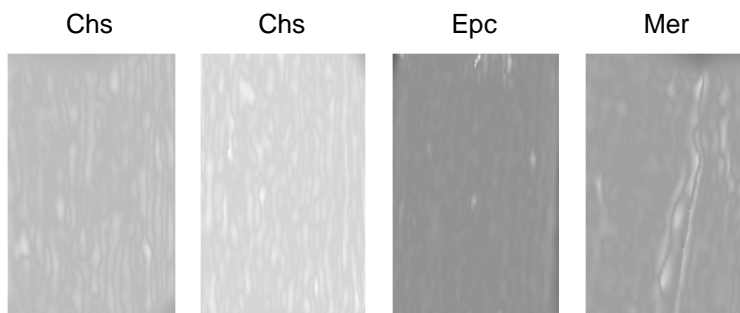
l2_std,
Roundness_std,
Convexity_mean,
ConvexArea_mean,
EllipEquivA_mean,
MinorAxisLength_std,
Compactness_std,
Roundness_mean,
Convexity_median,
ConvexArea_median,
EquivDiameters_std,
Concavity_std.

Graphiques de sélection de caractéristiques VSurf



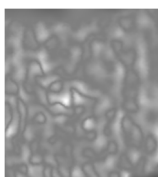
Patches mal classés présentés par problème de confusion

Défaut d'image



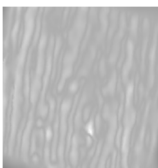
Ressemblance de l'espèce avec laquelle le patch a été confondu

PN → Mer



Confusion inexpliquée

Chs → PN



A.6.4 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 20, 30 et 45 cm

Sélection des caractéristiques

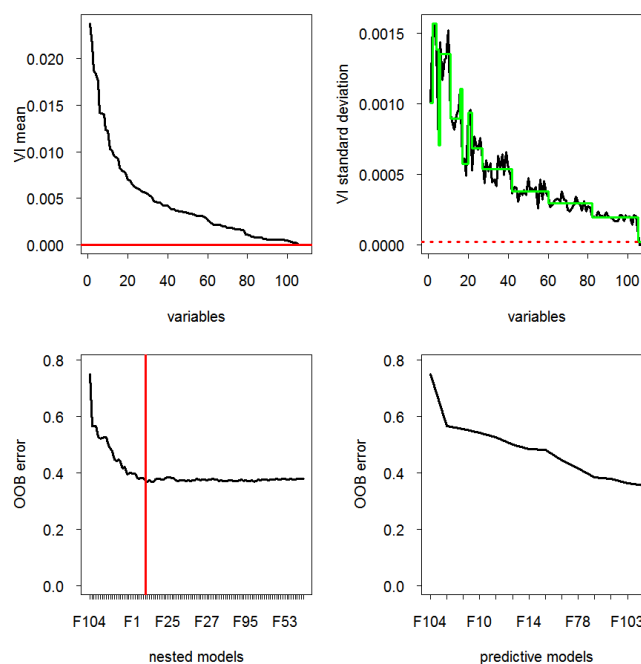
Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	105
Etape d'interprétation	28
Etape de prédiction	14

14 caractéristiques ont déjà été sélectionnées auparavant:

MinorAxisLength_mean,
Shape_median,
Orientations_mean,
Circularity_median,
eccentricities_std,
Holes,
AreaEquivD_mean,
EquivDiameters_mean,
ConvexArea_median,
MinIntensities_std,
MaxIntensities_mean,
NumberJointPoints,
MajorAxisLength_median,
MinIntensities_mean.

Graphiques de sélection de caractéristiques VSurf



Patches mal classés présentés par problème de confusion

Il n'y a pas de patch mal classé.

Annexe 7. Méthode « Burst Wind Segmentation »

A.7.1 Les caractéristiques extraites à partir des nuages de points segmentés

Identifiants	Caractéristiques	Interprétation de la caractéristique
F1	Skeleton_Critical_Pts	Nombre des points critiques du squelette.
F2	Mean_Skelt_Dist	La distance moyenne entre les points du contour et le squelette.
F3 - F4 - F5	SkeltEuclDist	Le maximum, la moyenne et la déviation standard des distances euclidiennes entre les sous-branches du squelette.
F6	SkeltLongest	La plus longue branche du squelette.
F7	AreaRatio	Le rapport de surface entre le cercle minimum et la forme.
F8 ... F16	AreaRatioHist	Le rapport de surface entre chaque partie de la forme et 1/N du cercle minimum.
F17	Rayon	Le rayon de cercle minimum.
F18	SmEuclDist(20,5)	La distance Point à Point entre la forme et sa version lissée pour 20 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 5.
F19	SmICPDist(20,5)	La distance ICP entre la forme et sa version lissée pour 20 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 5.
F20	SmSCDist(20,5)	La distance de contexte de forme entre la forme et sa version lissée pour 20 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 5.
F21	SmEGDist(20,5)	La distance EGD entre la forme et sa version lissée pour 20 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 5.
F22	SmEuclDist(100,10)	La distance Point à Point entre la forme et sa version lissée pour 100 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 10.
F23	SmICPDist(100,10)	La distance ICP entre la forme et sa version lissée pour 100 itérations de

Identifiants	Caractéristiques	Interprétation de la caractéristique
		lissage avec une fenêtre de taille égale à 10.
F24	SmSCDist(100,10)	La distance de contexte de forme entre la forme et sa version lissée pour 100 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 10.
F25	SmEGDist(100,10)	La distance EGD entre la forme et sa version lissée pour 100 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 10.
F26	SmEuclDist(100,50)	La distance Point à Point entre la forme et sa version lissée pour 100 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 50.
F27	SmICPDist(100,50)	La distance ICP entre la forme et sa version lissée pour 100 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 10.
F28	SmSCDist(100,50)	La distance de contexte de forme entre la forme et sa version lissée pour 100 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 10.
F29	SmEGDist(100,50)	La distance EGD entre la forme et sa version lissée pour 100 itérations de lissage avec une fenêtre de taille égale à 10.
F30	Pks_num	Nombre de pics de l'CCDH.
F31 ... F71	CCDH_Dist_atlas	Distance entre l'histogramme des distances centroïde-contour de la forme et les histogrammes des distances centroïde-contour du ScarBook.
F72 ... F112	ASP_Dist_atlas	La distance entre l'histogramme de l'ASP d'une forme et les histogrammes des ASP des formes du ScarBook.
F113	Roughness_max	Mesure de rugosité : le maximum de la déviation géométrique entre le maillage d'origine et sa version lissée.
F114	Roughness_min	Mesure de rugosité : le minimum de la déviation géométrique entre le maillage d'origine et sa version lissée.
F115	Roughness_mean	Mesure de rugosité : la moyenne de la déviation géométrique entre le maillage d'origine et sa version

Identifiants	Caractéristiques	Interprétation de la caractéristique
		lissée.
F116	Roughness_std	Mesure de rugosité : la déviation standard de la déviation géométrique entre le maillage d'origine et sa version lissée.
F117 - F118	Variance_composante	Le pourcentage de la variance totale expliquée par chaque composante principale.
F119 - F120 - F121	Dist_observations_pointCloud	Les distances maximales et médianes entre les observations et le centre du nuage de points et le ratio entre ces deux distances.
F122 - F123	Diameter_Min_Max	Le plus grand diamètre et le plus petit.
F124	AspectRatio	Le ratio d'aspect.
F125 - F126	orientation	La direction de la première et la deuxième composante principale.

A.7.2 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 20 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues	Graphiques de sélection de caractéristiques VSurf								
<table border="1"> <thead> <tr> <th>Etape de sélection</th><th>Sélection</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Etape de seuillage</td><td>112</td></tr> <tr> <td>Etape d'interprétation</td><td>20</td></tr> <tr> <td>Etape de prédiction</td><td>12</td></tr> </tbody> </table> <p>Les caractéristiques importantes sélectionnées sont :</p> <p>AreaRatioHist, Dist_observations_pointCloud_mean, Roughness_min, Dist_observations_pointCloud_median, Diameter_Max, AreaRatio, Mean_Skelt_Dist, Diameter_Min, Variance_composante, ASP_Dist_atlas.</p>	Etape de sélection	Sélection	Etape de seuillage	112	Etape d'interprétation	20	Etape de prédiction	12	
Etape de sélection	Sélection								
Etape de seuillage	112								
Etape d'interprétation	20								
Etape de prédiction	12								

Cicatrices mal classées

Les cicatrices qui posent problème sont les suivantes :

Cha20_13_000_2_scar_8



Het20_10_000_1_scar_38



Het20_11_000_1_scar_12



Het20_11_000_1_scar_24



Het20_11_000_1_scar_5



Het20_11_000_1_scar_7



Het20_12_000_1_scar_10



Het20_6_000_1_scar_4



Het20_7_000_2_scar_8



Het20_8_000_3_scar_2



Mer20_12_000_2_scar_1



Mer20_17_000_3_scar_9

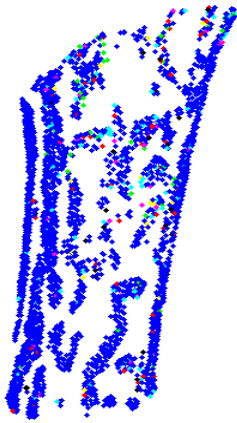


Mer20_6_000_2_scar_4

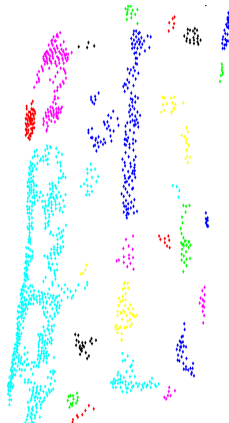


Patches mal classés

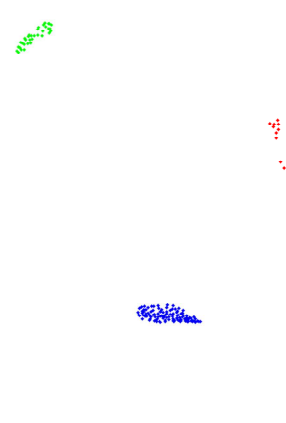
Cha20_13_000_2



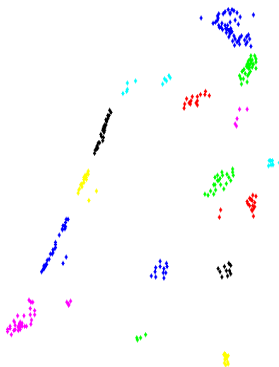
Het20_11_000_1



Mer20_12_000_2



Mer20_17_000_3



A.7.3 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 30 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	119
Etape d'interprétation	44
Etape de prédiction	23

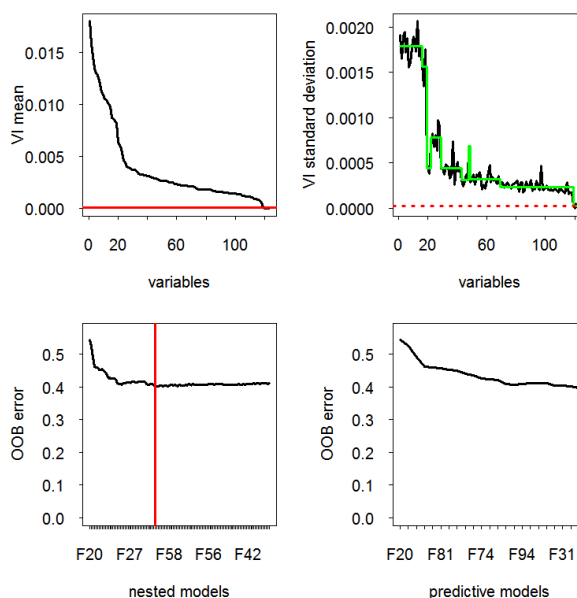
Parmi les 23 caractéristiques importantes sélectionnées, 5 caractéristiques étaient déjà sélectionnées.

Les caractéristiques sont :

SmSCDist(20, 5),
 SmICPDist(20, 5),
 SmSCDist(100, 10),
 AreaRatioHist(2),
 Rayon,
 ASP_Dist_atlas(7),
 SmEGDist(20, 5),
 SmSCDist(100, 50),
 Variance_composante (2),
 CCDH_Dist_atlas,
 Dist_observations_pointCloud_std,
 Diameter_Max,
 AreaRatio,
 Mean_Skelt_Dist,
 Dist_observations_pointCloud_median.

Graphiques de sélection de caractéristiques

VSurf



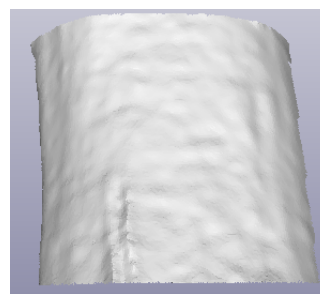
Patches mal classés

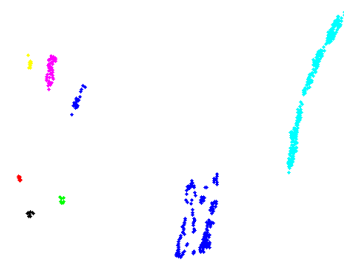
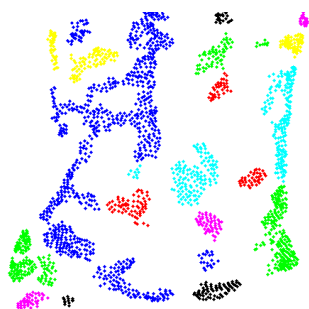
Les patches mal classés viennent principalement du hêtre.

Het30_12_000_1



Het30_3_000_1





A.7.4 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 45 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	113
Etape d'interprétation	49
Etape de prédiction	17

17 caractéristiques importantes sont sélectionnées, celles qui sont déjà sélectionnées avec le DBH égal à 20 ou bien DBH égal à 30 sont :

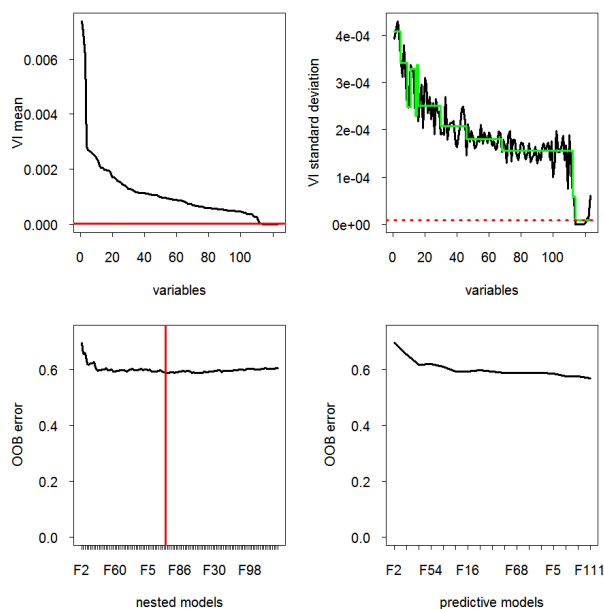
Mean_Skelt_Dist,
Diameter_Max,
Dist_observations_pointCloud_std,
Dist_observations_pointCloud_mean,
AreaRatioHist,
Variance_composante,
ASP_Dist_atlas.

10 caractéristiques n'étaient pas sélectionnées dans les précédentes procédures. Ce sont :

CCDH_Dist_atlas(6),
ASP_Dist_atlas(3),
Roughness_max,
SkeltEuclDist_median.

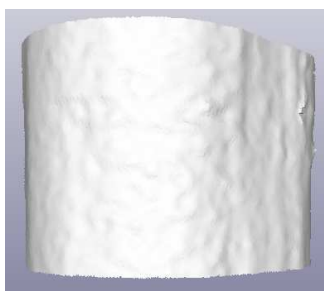
Graphiques de sélection de caractéristiques

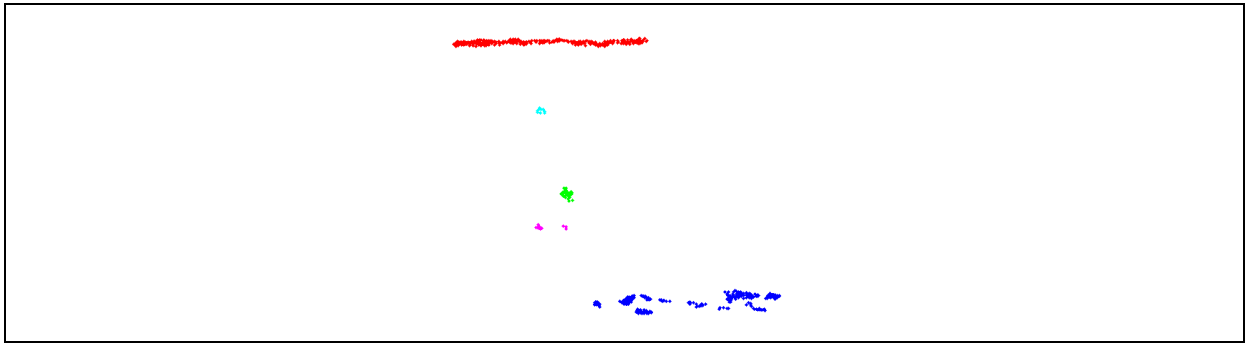
VSurf



Patches mal classés

Het45_5_000_2





A.7.5 Catégorie de diamètre à hauteur de poitrine (DBH) de 20, 30 et 45 cm

Sélection des caractéristiques

Caractéristiques retenues

Etape de sélection	Sélection
Etape de seuillage	119
Etape d'interprétation	28
Etape de prédiction	19

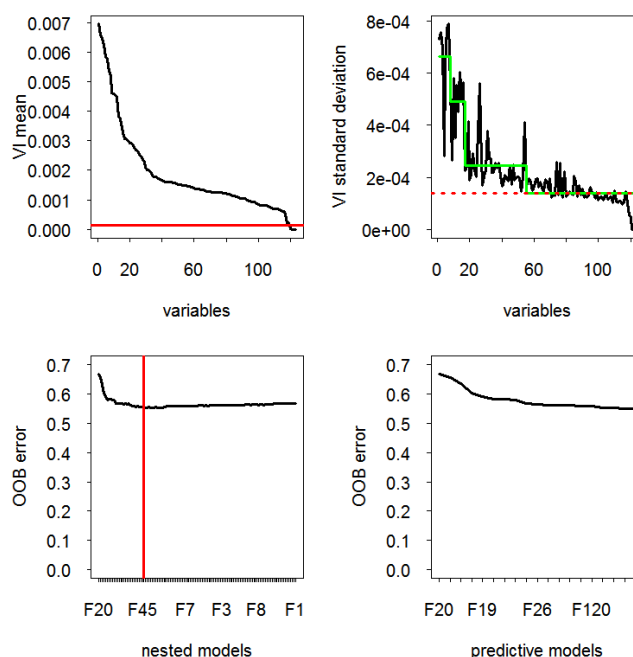
Parmi les caractéristiques importantes, 3 caractéristiques ont déjà été sélectionnées précédemment :

SmICPDist (20, 5),
SmSCDist (20, 5),
SmEGDist (100, 10).

Le reste est :

ASP_Dist_atlas (4),
SmSCDist (100, 10),
Mean_Skelt_Dist,
AreaRatioHist,
Diameter_Max,
Variance_composante (2),
SmEuclDist (100, 50),
Dist_observations_pointCloud_std,
CCDH_Dist_atlas (3),
Roughness_max.

Graphiques de sélection de caractéristiques VSurf



Patches mal classés

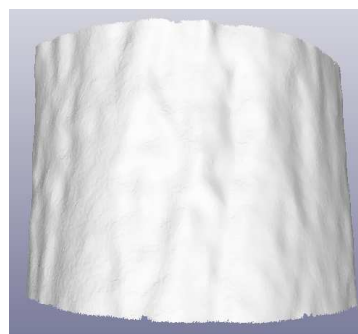
Cha20_13_000_2

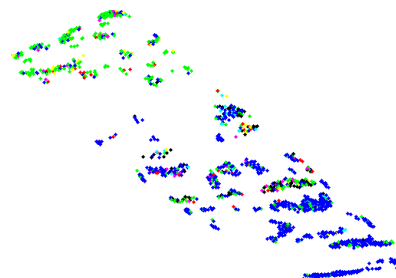
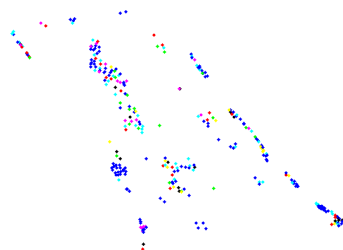
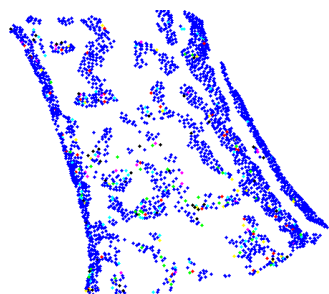


Cha20_5_000_1



Cha45_9_000_2





Bibliographie

- [Agathos et al., 2007] Agathos A., Pratikakis I., Perantonis S., Sapidis N. et Azariadis P. : 3D Mesh Segmentation Methodologies for CAD applications. In Computer-Aided Design, 2007.
- [Alliez et al., 2009] Alliez P., Tayeb S. et Wormser C. : AABB Tree : CGAL 3.5, edition 2009.
- [Amrouan, 2013] Amrouan F. : Extraction de la composante texturée d'une image: Master's thesis, 2013.
- [Baaziz, 2010] Baaziz N., Abahmane O. et Missaoui R. : texture feature extraction in the spatial-frequency domain for content-based image retrieval. In CoRR, 2010.
- [Bach Cuadra M., 2003] Bach Cuadra M. : Atlas-based segmentation and classification of Magnetic Resonance Brain Images. In thesis report, 2003.
- [Belongie et al., 2002] Belongie S., Malik J. et Puzicha J. : Shape Matching et Object Recognition using shape contexts. In IEEE Transactions on Pattern analysis et Machine Intelligence, 2002.
- [Bernal et al., 2010] Bernal J., Vilarino F. et Sanchez J. : Feature Detectors et Feature Descriptors: Where We Are Now ? In Tech. rep., 2010.
- [Besl, 1992] Besl P. J. : A Method for Registration of 3-D Shapes. In IEEE Trans. on Pattern Analysis et Machine Intelligence, 1992.
- [Bienert et al., 2007] Bienert A., Scheller S., Keane E., Mohan F. et Nugent C. : Tree detection et diameter estimations by analysis of forest terrestrial laser scanner point clouds. In Proceedings of the ISPRS Workshop 'Laser Scanning 2007 et SilviLaser 2007'.
- [Bienert et al., 2008] Bienert A., Scheller S., et Keane E. et Maas H.G. : Automatic forest inventory parameter determination from terrestrial laser scanner data. In International Journal of Remote Sensing, 2008.
- [Blanchin, 2009] Blanchin J. : Les interventions sylvicoles dans les peuplements réguliers. In Cycle FOGFOR de professionnalisation, 2009.
- [Boman et al., 2013] Boman J. et Borlin N. Tree species classification using terrestrial photogrammetry. In Master thesis report, 2013.
- [Breiman et al., 1987] Breiman L., Friedman J.H., Olshen R.A. et Stone C.J. : In Classification et Regression Tree, Wadsworth publishing Co 1987.
- [Breiman, 1996] Breiman L. : Bagging predictors. In Machine Learning, 1996.
- [Breiman, 2001] Breiman L. : Random forests. In Machine Learning, 2001.
- [Bremnananth et al., 2009] Bremnananth R., Nithya B. et Saipriya R. : Wood Species Recognition Using GLCM et Correlation. In International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing, 2009.

- [Brolly et al., 2008] Brolly G. et Kiraly G. : Modelling single trees from terrestrial laser scanning data in a forest reserve. In The Photogrammetric Journal of Finland, 2008.
- [Chen et al., 1993] Chen C., Pau L. et Wang P. : HandBook of Pattern Recognition et Computer vision, 1993.
- [Chen et al., 2006] Chen L. et Georganas N. D. : An efficient et robust algorithm for 3d mesh segmentation. In Springer Science Business Media, LLC, 2006.
- [Chi et al., 2003] Chi Zh., Houqiang Li. et Chao W. : Plant species recognition based on bark patterns using novel Gabor filter banks. In the Proceedings of the 2003 International Conference on Neural Networks and Signal Processing, 2003.
- [Cinotti, 1996] Cinotti B. : Evolution des surfaces boisées en France depuis le début du XIX siècle : identification des boisements des territoires agricoles abandonnés. In : Revue forestière française, Vol. XLVIII, pp. 547–567, 1996.
- [Daoudi et al., 2005] Douadi L., Aldon M.J. et Crosnier A. : Variantes de l'algorithme ICP pour le Recalage de Données 3D/Couleur.
- [Dass et al., 2012] Dass R., Priyanka et Devi S. : Image segmentation Techniques. In International Journal of Electronics & Communication Technology (IJECT), 2012.
- [Dassot, 2013] Dassot M. : Relations entre morphologie, croissance, bois de réaction et contraintes de maturation. Apport de la technologie LiDAR terrestre pour répondre à des questions écologiques et sylvicoles. In Tech. rep., 2013.
- [Dassot et al., 2011] Dassot M., Constant Th. et Fournier M. : The use of terrestrial LiDAR technology in forest science : application fields, benefits et challenges. In Annals of Forest Science, 2011.
- [Delcourt, 2010] Delcourt J. : Un système intégré d'acquisition 3D multispectral : acquisition, codage et compression des données. In PhD thesis, 2010.
- [Descloîtres, 2002] Descloîtres J. : Nasa Visible Earth, 2002. <http://visibleearth.nasa.gov/view.php?id=61624>.
- [Do et al., 2005] Do M. et Vetterli M. : The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. In IEEE Transactions on Image processing, 2005.
- [Doretto et al., 2010] Doretto G. et Yao Yi : Region Moments: Fast invariant descriptors for detecting small image structures. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010.
- [Du et al., 2007] Du J.X, Wang X. et Zhang G.J. : Leaf shape based plant species recognition. In Applied Mathematics and Computation, 2007.
- [Edelsbrunner et al., 1994] Edelsbrunner H. et Mücke E. P. : Three-dimensional alpha shapes. In ACM Trans. Graph., 1994.

- [Ester et al., 1996] Ester M., Kriegel H.P., Sander J. et Xu X. : A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. In the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 1996.
- [Fiel et al., 2011] Fiel S. et Sablatnig R. : Automated identification of tree species from images of the bark, leaves et needles. In 16th Computer Vision Winter Workshop, 2011.
- [Institute for Statistics and Mathematics, 2014] Institute for Statistics and Mathematics : "The R Project for Statistical Computing, <http://www.r-project.org/>"
- [Formation en biologie végétale, 2014] : http://www.afd-id.org/~fdp_bio/content.php?page=plantes_ligneuses&skin=modvi).
- [Fournier et al., 2013] Fournier R., St-Onge B. et Bégin J. : La technologie Lidar pour mieux sonder notre environnement, 2013.
- [Freeman et al., 1961] Freeman H. : On the encoding of arbitrary geometric configurations. In IRE Transactions on Electronic Computers EC, 1961.
- [Fürst et al., 2006] Fürst C. et Nepveu G. : Assessment of the assortment potential of the growing stock - a photogrammetry based approach for an automatized grading of sample trees. In Annals of Forest Sciences, 2006.
- [Genuer et al., 2010] Genuer R., Poggi J.M. et Tuleau-Malot C. : Variable Selection using Retom Forests. In Pattern Recognition Letters, 2010.
- [Gubern-Mérida et al., 2011] Gubern-Mérida A., Kallenberg M., Martí R. et Karssemeijer N. : Multi-class Probabilistic Atlas-Based Segmentation Method in Breast MRI. In In: IbPRIA, 2011.
- [Geomagic/RapidForm, 2014] : New Geomagic Reveals, Faster & Easier 3D Scanning Software. In <http://www.rapidform.com/products/xor/xor3-sp1/>
- [Haala et al., 2004] Haala N., Reulke R., Thies M. et Aschoff T. : Combination of terrestrial laser scanning with high resolution panoramic images for investigations in forest applications et tree species recognition. In the Proceedings of the ISPRS working group V/1, Panoramic Photogrammetry Workshop, 2004.
- [Halle et al., 1978] Halle F., Oldman R.A.A. et Tomlinson P.B. : Tropical trees et forests : an architectural analysis. In Springer Verlag, Berlin, 1978.
- [Haralick et al., 1973] Haralick R.M., Shanmugam K. et Dinstein Its'Hak. Textural Features for Image Classification. In IEEE Transactions on Systems, Man et Cybernetics, 1973.
- [Hatipoglu et al., 2000] Hatipoglu S., Mitra S.K. et Kingsbury N. : Image texture description using complex wavelet transform. In International Conference on Image Processing, 2000.

- [Huang et al., 2006] Huang Z.K., Huang D.S., Du J.X., Quan Z.H. and Guo S.B. : Bark Classification Based on Gabor Filter Features Using RBPNN Neural Network. In ICONIP, 2006.
- [Huang et al., 2006] Huang Z.K, Zheng C.H, Du J.X et Wan Y. : Bark Classification Based on Textural Features Using Artificial Neural Networks. In the third International Symposium on Neural Networks, 2006.
- [Huang et al., 2006] Huang Z.K, Quan Z.H et Du J.X : Bark Classification Based on Contourlet Filter Features Using RBPNN. In ICIC, 2006.
- [Huchon, 1966] Huchon H. : Connaissance de la Forêt, 1966.
- [IFN, 2006] IFN : Observer la forêt française : mission première de l'IFN. la publication trimestrielle de l'établissement L'IFN, 2006.
- [IGN, 2012] IGN : La surface forestière en France métropolitaine, 2012.
- [IGN_2, 2012] IGN : À qui appartient la forêt française ?
- [IGN_3] IGN : Stock de bois sur pied et répartition feuillus - résineux, 2012.
- [IGN_4] IGN : Richesse et diversité, 2012.
- [Jalba et al., 2006] Jalba A.C., Wilkinson M.H.F. et Roerdink J.B.T.M. : Shape representation et recognition through morphological curvature scale spaces. In IEEE Transactions on Image Processing, 2006.
- [Kelbe et al., 2011] Kelbe D., Romanczyk P., Aardt J. V., Cawse-Nicholson K. et Krause K. : Automatic extraction of tree stem models from single terrestrial lidar scans in structurally heterogeneous forest environments. In Silvilaser Conference Proceedings, 2011.
- [Kingsbury, 2001] Kingsbury N.G. : wavelets for shift invariant analysis et filtering of signals. In Journal of Applied et Computational Harmonic Analysis, 2001.
- [Klemmt et al., 2010] Klemmt H.J., Seifert Th., Seifert S., Kunneke A. et Wessels B. : Assessment of branchiness in a Pinus pinaster plantation by terrestrial laser scanner data as a link between exterior et interior wood properties. In Proceedings of SilviLaser, 2010.
- [Koerner et al., 1996] Koerner W., Cinotti B., Jussy J.H. et Benoit M. : Evolution des surfaces boisées en France depuis le début du XIX siècle : identification des boisements des territoires agricoles abetonnés. In Revue forestière française, 1996.
- [Kokare et al., 2007] Kokare M., Biswas P. K. et Chatterji B.N. : Texture image retrieval using rotated wavelet filters. In Pattern recognition letters, 2007.
- [Kokare et al., 2006] Kokare M., Biswas P.K. et Chatterji B.N. : Rotation-Invariant Texture Image Retrieval Using Rotated Complex Wavelet Filters. In IEEE Transactions on Systems, Man, et Cybernetics, 2006.

- [Kranthi et al., 2013] Kranthi k.k., Pilla D., Mandhuri V.S.M. et Pasikanti S.D.S. : Content Based Image Retrieval using RIP Model. In National Conference on Recent Trends in Computer Science and Technology (NCRTCST), 2013.
- [Lamei et al., 2010] Lamei M., Yamin L. et Huanrong Z. Method of plant texture image recognition based on Genetic Programming. In ICCADA, 2010.
- [Latecki et Lakamper, 2000] Latecki L. J. et Lakamper R. : Shape similarity measure based on correspondence of visual parts. In IEEE Transactions on Pattern Analysis et Machine Intelligence, 2000.
- [Lavoué, 2007] Lavoué G. : A Roughness Measure for 3D Mesh Visual Masking. In ACM SIGGRAPH Symposium on Applied Perception in Graphics and Visualization (APVG), 2007.
- [Laws, 1980] Laws K.I. : Rapid texture identification. In Proc SPIE, 1980.
- [Le dictionnaire visuel, 2014] : http://www.infovisual.info/01/002_fr.html
- [Lee, 2006] Lee S. : Automated recognition of surface defects using digital color image processing. In Automation in Construction, 2006.
- [Leeuwen et al., 2011] Leeuwen M.V., Coops N.C., Newnham G.J., Hilker T., Culvenor D.S., Wulder M.A. et Rombouts J. : Stem detection et measuring DBH using terrestrial laser scanning. In Proc. SilviLaser Conference, 2011.
- [Liaw et Wiener, 2013] Liaw A. et Wiener M. : Package 'randomForest' : Breiman and Cutler's random forests for classification and regression, 2013.
- [Lin et al., 2003] Lin G., Adiga U., Olson K., Guzowski J.F., Barnes C.A. et Roysam B. : A Hybrid 3D Watershed Algorithm Incorporating Gradient Cues et Object Models for Automatic Segmentation of Nuclei in Confocal Image Stacks. In Cytometry A, 2003.
- [Lin et al., 2006] Lin Y.C., Tsai Y.P., Hung Y.P. et Shih Z.C. : Comparison Between Immersion-Based et Toboggan-Based Watershed Image Segmentation. In IEEE Transactions on image processing, 2006.
- [Maas et al., 2006] Maas H.G., Scheller S. et Bienert A. : Analysis of the information content of terrestrial laserscanner point clouds for the automatic determination of forest inventory parameters. In Workshop on 3D Remote Sensing in Forestry, 2006.
- [Maaten, 2013] Maaten L.V.D : Matlab Toolbox for Dimensionality Reduction (v0.8.1 - March 2013).
- [Mallat, 1989] Mallat S.G. : A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. In IEEE Transactions on Pattern Analysis et Machine Intelligence, 1989.
- [Mallet et Bretar, 2007] Mallet C. et Bretar F. : Le Lidar Topographique à Retour d'Onde Complète: Etat de l'art. In Traitement du Signal, 2007.

- [Mangan et Whitaker, 1998] Mangan A. P. et Whitaker R. T. : Surface Segmentation Using Morphological Watersheds. In Proc. IEEE Visualization 1998 Late Breaking Hot Topics, 1998.
- [Meli, 2002] Meli F. : Roughness measurements according to existing standards with a metrology AFM profiler. In Proceedings of the 3rd euspen conference, 2002.
- [Meyer et al., 2008] Meyer G.E. et Neto J.C. : Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. In Journal Computers and Electronics in Agriculture, 2008.
- [Meshlab, 2011] Meshlab, v1.3.0 : <http://meshlab.sourceforge.net/>.
- [MINES_ParisTech, 2000] MINES ParisTech : Course on mathematic morphology, 2000.
- [Minh, 2003] Minh N.D. : Contourlet Toolbox, version 2.0, novembre 2003 : « <http://www.ifp.uiuc.edu/~minhdo/software/> »
- [Mokhtarian et Mackworth, 1992] Mokhtarian F. et Mackworth A.K. : a theory of multiscale curvature-based shape representation for planar curves. In IEEE Transactions on Pattern Analysis et Machine Intelligence, 1992.
- [Mouine et al., 2013] Mouine S., Yahiaoui I., Blondet A.V., Joyeux L., Selmi S. et Goëa, H. : An Android Application for Leaf-based Plant Identification. In ICMR '13 - 3rd ACM International Conference on Multimedia Retrieval (2013).
- [Mortensen et Barrett, 1999] Mortensen E. N. et Barrett W. A. : Toboggan-based intelligent scissors with a four-parameter edge model. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision et Pattern Recognition, 1999.
- [Nava et al., 2011] Nava R., Cristobal G. et Escalante-Ramirez B. : Invariant texture analysis through Local Binary Patterns. In Pattern Recognition Letters., 2011.
- [Noyel, 2008] Noyel G. : Filtrage, réduction de dimension, classification et segmentation morphologique hyperspectrale. In Rapport, 2008.
- [Oldeman, 1974] Oldeman R.A.A. : L'architecture de la forêt guyanaise. In Paris : ORSTOM, Mémoire n°73. 204p., 1974.
- [ONF, 2004] Office National des Forêts (ONF) : Diversité génétique des arbres forestiers: un enjeu de gestion ordinaire. Tech. rep. 2004.
- [Othmani A., 2013] Othmani A., Lew Yan Voon L F.C., Stolz C. et Piboule A. : Single tree species classification from Terrestrial Laser Scanning data for forest inventory. In Pattern Recognition Letters, 2013.
- [Othmani et al., 2011] Othmani A., Piboule A., Krebs M., Stolz C. et Voon L. L. Y. : Towards automated et operational forest inventories with t-lidar. In Silvilaser 2011 Conference Proceedings, 2011.

- [Otsu, 1979] Otsu N. : A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. In IEEE transactions on systems, man and cybernetics, 1979.
- [Page et al., 2003] Page D. L., Koschan A. F. et Abidi M. A. : Perception based 3d triangle mesh segmentation using fast marching watersheds. In Proc. Intl. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003.
- [Petitpas et al., 2010] Petitpas B., Beaudoin L. et Rudant J.P. : Roughness Measurement From Multi-Stereo Reconstruction. In ISPRS Technical Commission III symposium on Photogrammetric Computer Vision and Image Analysis (PCV 2010) 2010.
- [Piboule et Krebs, 2013] Piboule A. et Krebs M. : Inventorier les forêts au LIDAR terrestre : présentation de la plateforme collaborative COMPUTREE. In Journées CAQ-CAPSIS, 8-10 avril 2013.
- [Populus, 2002] Populus J. : Altimétrie par Lidar aéroporté et Modèles Numériques de Terrain, 2002.
- [Prasvita et al., 2013] Prasvita D.S. et Herdiyeni Y. : MedLeaf: Mobile Application for Medicinal Plant Identification Based on Leaf Image. In International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology, 2013.
- [Reulke et Haala, 2004] Reulke R. et Haala N. : Tree Species Recognition with Fuzzy Texture Parameters. In IWCMIA 2004. Lecture Notes Computer Sciences, 2004.
- [Robert et Ingmar, 2007] Robert V.U. et Ingmar B. : Subvoxel precise skeletons of volumetric data base on fast marching methods. In The international Journal of Medical Physics Research et Practice, 2007.
- [Rubner et al., 2000] Rubner Y., Tomasi C. et Guibas L.J. : The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval. In the International Journal of Computer Vision, 2000.
- [Shafii et al., 2011] Shafii S., Hartsough B., Hamann B. et Tittmann P. : Tree detection, delineation, et measurement from LiDAR point clouds using RANSAC. In Silvilaser, 2011.
- [Sigelle et Tupin, 2002] Sigelle M. et Tupin F. : Champs de Markov en Traitement d'image. In Module C3M, Département Traitement de Signal et des Images, 2002.
- [Simonse et al., 2003] Simonse M., Aschoff T., Spiecker H. et Thies M. : Automatic determination of forest inventory parameters using terrestrial laserscanning. In Proceedings of the ScandLaser Scientific Workshop on Airborne Laser Scanning of Forests, 2003.
- [Sixta, 2011] Sixta T. : image et video-based recognition of natural objects. In Diploma thesis Czech Technical University in Prague, Faculty of Electrical Engineering, 2011.

- [Spiecker et Thies, 2004] Spiecker H. et Thies M. : Evaluation et future prospects of terrestrial laser-scanning for standardized forest inventories. In Proceedings of the ISPRS working group VIII/2 Laser-Scanners for Forest and Landscape Assessment, 2004.
- [Srivastava et al., 2011] Srivastava A. A., Klassen E., Joshi S. et Jermyn I. : Shape Analysis of Elastic Curves in Euclidean Spaces. In IEEE Transactions on Pattern Analysis et Machine Intelligence, 2011.
- [Sulc et Matas, 2013] Sulc M. et Matas J. : kernel-mapped histograms of multi-scale LBPs for tree bark recognition. In 28th International Conference of Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), 2013.
- [Taubin, 2000] Taubin G. : Geometric Signal Processing on Polygonal Meshes. In State of the Art Report, Eurographics, 2000.
- [Tenenbaum et al., 2000] Tenenbaum J.B., de Silva Vin et Langford J.C. : A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction. In Science, 2000.
- [Thies et al., 2008] Thies M., Spiecker H. et Aschoff T. : Describing forest stets using terrestrial laser-scanning. In International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing et Spatial Information Sciences, 2008.
- [Tou et al., 2009] Tou J.Y., Tay Y.H. et Lau Ph.Y. : A Comparative Study for Texture Classification Techniques on Wood Species Recognition Problem. In Fifth International Conference on Natural Computation, 2009.
- [Truchetet et al., 2012] Truchetet F. : Introduction à l'analyse en ondelettes et à l'analyse multi-résolution, 2012.
- [Ulaby et al., 1986] Ulaby Fawwaz T., Moore Richard K. et Fung Adrian K. : Microwave Remote Sensing: Active et Passive, 1986.
- [Van der Maaten et al., 2009] van der Maaten L.J.P., Postma E.O. et van den Herik H.J. : Dimensionality Reduction: A Comparative Review. In Tech. rep. : Tilburg University Technical Report, TiCC-TR 2009-005, 2009.
- [Vincent et Soille, 1991] Vincent L. et Soille P. : Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. In IEEE Transactions on Pattern Analysis et Machine Intelligence, 1991.
- [Vretos et al., 2011] Vretos N., Nikolaidis N. et Pitas I. : 3D facial expression recognition using Zernike moments on Depth images. In IEEE International Conference on Image Processing, 2011.
- [Wan et al., 2004] Wan Y.Y., Du J.X., Huang D.Sh., Chi Z., Cheung Y.M., Wang X.F. et Zhang G.J. : Bark texture feature extraction based on statistical texture analysis. In Proceedings of International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, 2004.

- [Wang et al., 1999] Wang Yu-Ping, Lee S.L. et Toraichi K. : Multiscale curvature-based shape representation using B-spline wavelets. In IEEE Transactions on Image Processing, 1999.
- [Wang et al., 2007] Wang H. Zh., He X. H. et Zai W. J. : Texture image retrieval using dual-tree complex wavelet transform. In International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, 2007.
- [Wang et al., 2008] Wang X.F., Huang, D.S. et Xu H. : Classification of plant leaf images with complicated background. In Advanced Intelligent Computing Theory and Methodology in Applied Mathematics and Computation, 2008.
- [Wang, 2010] Wang X. : Defect Detection in Magnetic Particle Inspection application. In British Non Destructive Testing Conference, 2010.
- [Wang Y.H.] Wang Y. H. : Tutorial: Image Segmentation. Tech. rep. National Taiwan University, Taipei, Taiwan, ROC..
- [Weinberger et Saul, 2004] Weinberger K.Q et Saul L.K. : Unsupervised learning of image manifolds by semidefinite programming. In International Journal of Computer Vision. - 2004.
- [Xie et Mirmehdi, 2008] Xie X. et Mirmehdi M. : A Galaxy of Texture Features, 2008.
- [Yang et al., 2008] Yang M., Kpalma K. et Ronsin J. : A Survey of Shape Feature Extraction Techniques. In Pattern Recognition, 2008.
- [Zehani et al., 2013] Zehani S., Khider M., Taleb-Ahmed A. et Mimi M. : Classification par Lacunarité Fractale de la Texture de l'Os Trabéculaire. In The international Conference on Electronics et oil: From Theory to Applications. - 2013.

Communications

Revues Internationales

- ✓ **Single tree species identification from T-LiDAR data for forest inventory** Ahlem OTHMANI; Lew F.C. LEW YAN VOON; Christophe STOLZ, and Alexandre PIBOULE, Patterns recognition letters, 2013

Conférences Internationales

- ✓ **Region-based segmentation on depth images from a 3D reference surface for tree species recognition** Ahlem OTHMANI, Nicolas LOMENIE, Alexandre PIBOULE, Christophe STOLZ and Lew F.C. LEW YAN VOON, ICIP 2013 (IEEE International Conference on Image Processing 2013) - Melbourne, Australia
- ✓ **Towards automated and operational forest inventories with T-Lidar** A. Othmani, A. Piboule, M. Krebs, C. Stolz and L.F.C. Lew Yan Voon, SilviLaser 2011 - 11th International Conference on LiDAR, Applications for Assessing Forest Ecosystems – Hobart, Australia
- ✓ **Hybride segmentation of depth images watershed and region merging based method for tree species recognition** Ahlem OTHMANI, Alexandre PIBOULE and Lew F.C. LEW YAN VOON, IVMSP 2013 (11th IEEE IVMSP workshop : 3D Image / Video Technologies and Applications) - Seoul, Korea
- ✓ **Tree species classification based on 3D bark texture analysis** Ahlem Othmani, Oscar Dalmau Cedeño, Lew Fock Chong Lew Yan Voon, Said Mokrani and Alexandre Piboule, PSIVT 2013 (6th Pacific-Rim Symposium on Image and Video Technology) - Guanajuato, Mexico
- ✓ **Single tree species identification from T-LiDAR data based on 3D bark texture analysis for forest inventory** Ahlem OTHMANI, Lew F.C. LEW YAN VOON, Christophe STOLZ, and Alexandre PIBOULE , International IUFRO MeMoWood 2013 - Nancy, France

Conférences Nationales

- ✓ **Identification des espèces d'arbres à partir de données T-Lidar** A. Othmani, C. Stolz, L. Lew Yan voon, and A. Piboule, Orasis 2013 - Cluny, France

Ateliers thématiques

- ✓ Identification automatisée d'espèces d'arbres dans des scans laser 3D. AC3D Workshop (From the Acquisition to the Compression of 3D objects-edition 2013), Porquerolles, France
- ✓ Segmentation hybride des images de profondeur pour la reconnaissance des espèces d'arbres Workshop on Using terrestrial LiDAR Technology on ecology - 2012, Montpellier-The *Remote Sensing* Center, France
- ✓ Utilisation du scanner laser terrestre pour l'identification des espèces d'arbres en forêt Workshop on Using terrestrial LiDAR Technology on ecology, 2011 (Montpellier-UMR AMAP), France

Résumé

L'objectif de ces travaux de thèse est la reconnaissance automatique des espèces d'arbres à partir de scans laser terrestres, information indispensable en inventaire forestier. Pour y répondre, nous proposons différentes méthodes de reconnaissance d'espèce basées sur la texture géométrique 3D des écorces.

Ces différentes méthodes utilisent la séquence de traitement suivante : une étape de prétraitement, une étape de segmentation, une étape d'extraction des caractéristiques et une dernière étape de classification. Elles sont fondées sur les données 3D ou bien sur des images de profondeur extraites à partir des nuages de points 3D des troncs d'arbres en utilisant une surface de référence.

Nous avons étudié et testé différentes approches de segmentation sur des images de profondeur représentant la texture géométrique de l'écorce. Ces approches posent des problèmes de sur-segmentation et d'introduction de bruit. Pour cette raison, nous proposons une nouvelle approche de segmentation des nuages de points 3D : « Burst Wind Segmentation », inspirée des lignes de partage des eaux. Cette dernière réussit, dans la majorité des cas, à extraire des cicatrices caractéristiques qui sont ensuite comparées à un dictionnaire des cicatrices (« ScarBook ») pour discriminer les espèces d'arbres.

Une grande variété de caractéristiques est extraite à partir des régions segmentées par les différentes méthodes proposées. Ces caractéristiques représentent le niveau de rugosité, la forme globale des régions segmentées, la saillance et la courbure du contour, la distribution des points de contour, la distribution de la forme selon différents angles,...

Enfin, pour la classification des caractéristiques visuelles, les forêts aléatoires (Random Forest) de Leo Breiman et Adèle Cutler sont utilisées dans une approche à deux étapes : sélection des variables importantes, puis classification croisée avec les variables retenues, seulement.

L'écorce de l'arbre change avec l'accroissement en diamètre ; nous avons donc étudié différents critères de variabilité naturelle et nous avons testé nos approches sur une base qui présente cette variabilité. Le taux de bonne classification dépasse 96% dans toutes les approches de segmentation proposées mais les meilleurs résultats sont atteints avec la nouvelle approche de segmentation « Burst Wind Segmentation » étant donné que cette approche réussit mieux à extraire les cicatrices, utilise un dictionnaire de cicatrices et a été évaluée sur une plus grande variété de caractéristiques de forme, de courbure, de saillance et de rugosité.

Mots-Clés : Inventaire forestier, identification des espèces d'arbres, reconnaissance de formes 3D, analyse de texture 3D

Abstract

The objective of the thesis is the automatic recognition of tree species from Terrestrial LiDAR data. This information is essential for forest inventory. As an answer, we propose different recognition methods based on the 3D geometric texture of the bark.

These methods use the following processing steps: a preprocessing step, a segmentation step, a feature extraction step and a final classification step. They are based on the 3D data or on depth images built from 3D point clouds of tree trunks using a reference surface.

We have investigated and tested several segmentation approaches on depth images representing the geometric texture of the bark. These approaches have the disadvantages of over segmentation and are quite sensitive to noises. For this reason, we propose a new 3D point cloud segmentation approach inspired by the watershed technique that we have called «Burst Wind Segmentation». Our approach succeed in extracting in most cases the characteristic scars that are next compared to those stored in a dictionary («ScarBook») in order to determine the tree species.

A large variety of characteristics is extracted from the regions segmented by the different methods proposed. These characteristics are the roughness, the global shape of the segmented regions, the saliency and the curvature of the contour, the distribution of the contour points, the distribution of the shape according to the different orientations.

Finally, for the classification of the visual characteristics, the Random Forest method by Leo Breiman and Adèle Cutler is used in a two steps approach: selection of the most important variables and cross classification with the selected variables.

The bark of the tree changes with the trunk diameter. We have thus studied different natural variability criteria and we have tested our approaches on a test set that includes this variability. The accuracy rate is over 96% for all the proposed segmentation approaches but the best result is obtained with the «Burst Wind Segmentation» one due to the fact that this approach can better extract the scars, it uses a dictionary of scars for recognition, and it has been evaluated on a greater variety of shapes, curvatures, saliency and roughness.

Keywords: Forest inventory, tree species recognition, 3D pattern recognition, 3D geometric texture analysis.